

Original document

METHOD AND DEVICE FOR DISCRIMINATING PAPER MONEY

Patent number: JP2001331839
 Publication date: 2001-11-30
 Inventor: DAIMATSU SHIGERU; KOSAKA TOSHIHISA; TAKEYA NORIKAZU; SUNATORI KUNIHIRO
 Applicant: GLORY KOGYO KK
 Classification:
 - international: G07D7/12; G06T7/00
 - european:
 Application number: JP20000149556 20000522
 Priority number(s): JP20000149556 20000522

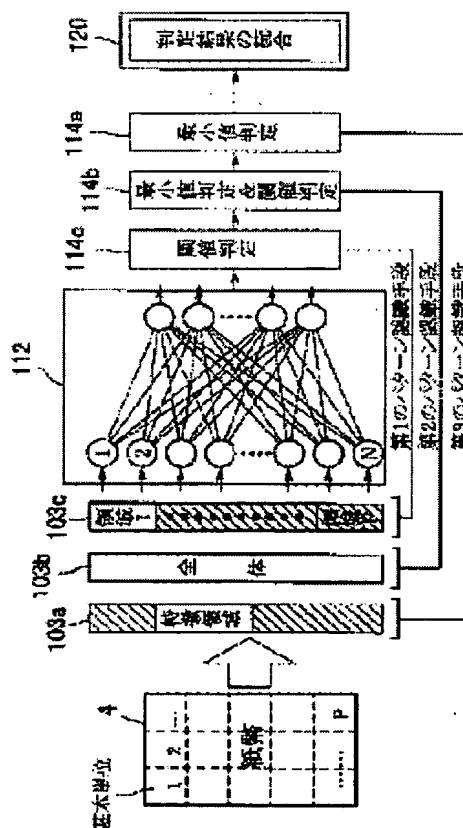
View INPADOC patent family

Report a data error here

Abstract of JP2001331839

PROBLEM TO BE SOLVED: To accurately perform pattern recognition, discrimination and elimination of counterfeited/damaged paper money by improving the discrimination rate of the pattern recognition of paper money that is partially subjected to specific counterfeit/alteration processing and normal paper money whose damage is in progress.

SOLUTION: This paper money discriminating method in which the characteristic quantity of paper money to be discriminated is inputted, a reference pattern is learned and subsequently pattern recognition of unknown paper money is performed according to the reference pattern comprises the steps of: sensing the unknown paper money and extracting each characteristic quantity of every first small area, collecting the characteristic quantity in second small areas larger than the first small area; comparing the reference pattern that is provided corresponding to the second small area and can be selected as a denomination/direction candidate of paper money and the characteristic quantity of the second small area to perform pattern recognition; consequently decides a candidate to which the unknown paper money corresponds; excluding an uncorresponding candidate; repeatedly performing such



processing over the entire area while changing second small areas; storing a finally remaining candidate; simultaneously comparing the characteristic quantity of the entire unknown paper money and all reference patterns by changing the above mentioned conditions to perform pattern recognition; storing the denomination and direction of the paper money obtained as a candidate; and outputting a common candidate as the denomination and direction of the unknown paper money when the common candidate exists in such candidates.

Data supplied from the *esp@cenet* database - Worldwide

(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号

特開2001-331839

(P2001-331839A)

(43) 公開日 平成13年11月30日 (2001. 11. 30)

| (51) Int.Cl. ⁷ | 識別記号 | F I | テマコード* (参考) |
|---------------------------|-------|--------------|-------------|
| G 0 7 D 7/12 | | G 0 7 D 7/12 | 3 E 0 4 1 |
| G 0 6 T 7/00 | | G 0 6 T 7/00 | T 5 L 0 9 6 |
| | 3 0 0 | | 3 0 0 F |
| | 3 5 0 | | 3 5 0 C |

審査請求 未請求 請求項の数 8 O L (全 24 頁)

(21) 出願番号 特願2000-149556 (P2000-149556)

(22) 出願日 平成12年5月22日 (2000. 5. 22)

(71) 出願人 000001432

グローリー工業株式会社

兵庫県姫路市下手野1丁目3番1号

(72) 発明者 大松 繁

大阪府堺市土師町5丁目19-1

(72) 発明者 小坂 利▲寿▼

兵庫県姫路市下手野一丁目3番1号 グローリー工業株式会社内

(72) 発明者 竹谷 紀和

兵庫県姫路市下手野一丁目3番1号 グローリー工業株式会社内

(74) 代理人 100078776

弁理士 安形 雄三 (外1名)

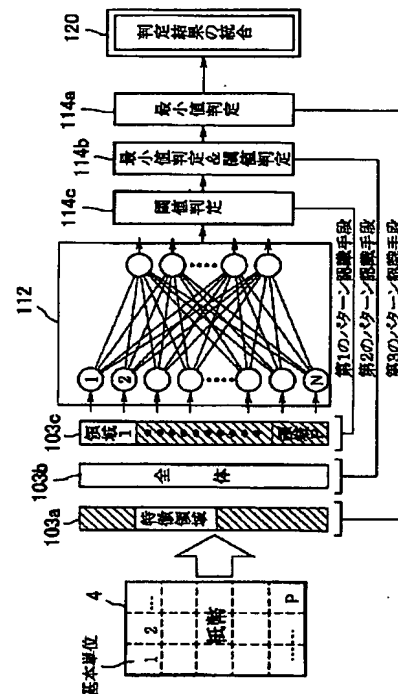
最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 紙幣識別方法及び装置

(57) 【要約】

【課題】一部特異な偽造／変造処理された紙幣や、損傷が進行した正常な紙幣のパターン認識の識別率を向上させ、正確に偽造／損傷紙幣とパターン認識し、識別、排除する。

【解決手段】識別すべき紙幣の特徴量を入力し基準パターンを学習し、その後、未知紙幣を基準パターンによりパターン認識する紙幣識別方法において、未知紙幣のセンシングを行い第1小領域毎に各特徴量を抽出し、第1小領域より大きい第2小領域に集合させ、第2小領域に対応して設けられ、紙幣の金種・方向候補として選択可能な基準パターンと、第2小領域の特徴量を比較してパターン認識し、その結果、未知紙幣が該当する候補を決定し、該当しない候補を除外し、かかる処理を第2小領域を替えて全領域に亘って繰返し実行し、最終的に残った候補を記憶し、上述と条件を変え、未知紙幣全体の特徴量と基準パターンの全てと同時に比較してパターン認識し、候補として得られた紙幣の金種、方向を記憶し、かかる候補の中に、共通候補がある場合、この共通候補を、未知紙幣の金種、方向として外部に出力する。



【特許請求の範囲】

【請求項1】 識別すべき紙幣の特徴量を入力し基準パターンを学習し、その後、入力された未知の紙幣を前記基準パターンを用いてパターン認識する紙幣識別方法において、前記未知の紙幣のセンシングを行い所定の第1の小領域毎に抽出された前記未知の紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させる第1のステップと、前記第2の小領域の各々に対応して設けられ、且つ該当紙幣の金種・方向の候補として選択可能な基準パターンと前記第2の小領域を構成する前記第1の小領域の特徴量とを比較してパターン認識する第2のステップと前記パターン認識の結果前記未知の紙幣が該当する金種、方向の候補を決定するとともに、該当しない金種、方向を候補の中から除外する第3のステップと、前記第2のステップと第3のステップを前記第2の小領域を替えて全領域に亘って繰り返し実行し、金種、方向の中から前記第2のステップの結果を得て該未知の紙幣の候補として最終的に残った紙幣の金種、方向を記憶する第4のステップと、

前記未知の紙幣の全体分の前記第1の所定の小領域の特徴量と前記基準パターンの全てと同時に比較してパターン認識を行い候補として得られた紙幣の金種、方向の候補を記憶する第5のステップと、

前記第4のステップ及び前記第5のステップで記憶された紙幣の金種、方向の候補に、それぞれ、共通の候補があった場合に、この共通候補の紙幣の金種、方向を、当該未知の紙幣の金種、方向として外部に出力する第6のステップとを含むことを特徴とする紙幣の識別方法。

【請求項2】 前記パターン認識に、LVQ (Learning Vector Quantization)法によるニューラルネットワークを使用した請求項1に記載の紙幣の識別方法。

【請求項3】 識別すべき紙幣の特徴量を入力し基準パターンを学習し、その後、入力された未知の紙幣を前記基準パターンを用いてパターン認識する紙幣識別方法において、

前記パターン認識に、LVQ (Learning Vector Quantization)法によるニューラルネットワークを使用し、出力層ニューロンに発火すべき金種・方向を設定し、前記識別すべき紙幣のセンシングを行い紙幣の全体を、所定の第1の小領域に分割すると共に、該ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第1の小領域毎に抽出された特徴量を全て入力し、パターンマッチングにおける基準パターンを結合係数として学習し記憶させる第1のステップと、前記識別すべき紙幣の第1の小領域毎に抽出された前記学習すべき紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させ、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾

値を設定する第2のステップと、前記第1の小領域毎に抽出された特徴量の紙幣の全体分を前記ニューラルネットワークに同時に入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第3のステップと、前記未知の紙幣の全体を、前記第1の小領域に分割すると共に、前記第1の小領域毎に抽出された前記未知の紙幣の各特徴量を前記第2の小領域に集合させ、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、候補となる紙幣の金種、方向を演算すると共に、前記基準パターンとの距離が所定の閾値以上の出力層ニューロンを非活性化させる第1のパターン認識をする第4のステップと、前記未知の紙幣の全体分の第1の小領域毎に抽出された特徴量を全て前記ニューラルネットワークに同時に入力して、候補となる紙幣の金種、方向を演算する第2のパターン認識をする第5のステップと、前記第4及び第5のステップの演算結果を比較し、同一候補が抽出された場合に、この同一候補の紙幣の金種、方向を出力する第6のステップとからなることを特徴とする紙幣の識別方法。

【請求項4】 識別すべき紙幣の特徴量を入力し基準パターンを学習し、その後、入力された未知の紙幣を前記基準パターンを使用してパターン認識する紙幣識別方法において、

前記パターン認識に、LVQ (Learning Vector Quantization)法によるニューラルネットワークを使用し、出力層ニューロンに発火すべき金種・方向を設定し、前記識別すべき紙幣のセンシングを行い紙幣の全体を、所定の第1の小領域に分割すると共に、該ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第1の小領域毎に抽出された特徴量を全て入力し、

パターンマッチングにおける基準パターンを結合係数として学習し記憶させる第1のステップと、前記識別すべき紙幣の第1の小領域毎に抽出された前記識別すべき紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させ、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第2のステップと、前記第1の小領域毎に抽出された特徴量の紙幣の全体分を前記ニューラルネットワークに同時に入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第3のステップと、

前記未知の紙幣の全体を、前記第1の小領域に分割すると共に、前記第1の小領域毎に抽出された前記未知の紙幣の各特徴量を前記第2の小領域に集合させ、前記ニュー

ーラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、候補となる紙幣の金種、方向を演算すると共に、前記基準パターンとの距離が所定の閾値以上の出力層ニューロンを非活性化させる第1のパターン認識をする第4のステップと、

第1の小領域毎に抽出された前記未知の紙幣全体分の特徴量を、前記第1のパターン認識手段により出力層ニューロンが非活性化されたニューロンを含む前記ニューラルネットワークに同時入力して、候補となる紙幣の金種、方向を演算する第2のパターン認識をする第5のステップと、
前記第4及び第5のステップの演算結果を比較し、同一候補が抽出された場合に、この同一候補の紙幣の金種、方向を出力する第6のステップとからなることを特徴とする紙幣の識別方法。

【請求項5】 識別すべき紙幣の特徴量を入力し基準パターンを学習し、その後、入力された未知の紙幣を前記基準パターンを使用してパターン認識する紙幣識別方法において、

前記パターン認識に、LVQ(Learning Vector Quantization)法によるニューラルネットワークを使用し、出力層ニューロンに発火すべき金種・方向を設定し、該ニューラルネットワークの入力層ニューロンには、前記識別すべき紙幣のセンシングを行い所定の第1の小領域毎に抽出された特徴量を全て入力し、パターンマッチングにおける基準パターンを結合係数として学習し記憶させる第1のステップと、前記学習すべき紙幣の第1の小領域毎に抽出された前記学習すべき紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させ、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第2のステップと、前記学習すべき紙幣の全体を、前記第1の小領域に分割すると共に、第1の小領域毎に抽出された特徴量を全て前記ニューラルネットワークに同時に入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第3のステップと、前記未知の紙幣の全体を、前記第1の小領域に分割すると共に、前記第1の小領域毎に抽出された前記未知の紙幣の各特徴量を前記第2の小領域に集合させ、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、候補となる紙幣の金種、方向を演算すると共に、前記基準パターンとの距離が所定の閾値以上の出力層ニューロンを非活性化させる第1のパターン認識をする第4

のステップと、第1の小領域毎に抽出された前記未知の紙幣全体分の特徴量を、前記ニューラルネットワークに同時に入力して、候補となる紙幣の金種、方向を演算する第2のパターン認識をする第5のステップと、
前記未知の紙幣の第1の小領域毎に抽出された前記学習すべき紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい領域であって、候補となる金種に対し識別しうる特徴を有する第3の小領域に集合させ、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第3の小領域の特徴量を入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、前記基準パターンとの距離が最も近い出力層ニューロンを識別結果とする第3のパターン認識をする第6のステップと、前記第4及び第5及び第6のステップの演算結果を比較し、同一候補が抽出された場合に、この同一候補の紙幣の金種、方向を出力する第7のステップとからなることを特徴とする紙幣の識別方法。

【請求項6】 識別すべき紙幣の特徴量を入力し基準パターンを学習し、その後、入力された未知の紙幣を前記基準パターンからパターン認識するとともに、前記パターン認識に、LVQ(Learning Vector Quantization)法によるニューラルネットワークを使用し、このニューラルネットワークの入力層ニューロンには、分割した所定の小領域毎に、得られた特徴量を、位置依存関係に応じて選択的に入力し、ニューロ演算する紙幣識別装置において、紙幣のセンシングを行い紙幣の全体を、所定の第1の小領域に分割し特徴量を抽出する特徴量抽出手段と、所定の枚数の学習用紙幣を処理し、識別すべき紙幣のそれぞれに対し、前記特徴量抽出手段により得られた各小領域毎の特徴量を、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに順次入力して、前記基準パターンをそれぞれ所定のニューロンに記憶させる第1の学習手段と、前記特徴量抽出手段により第1の小領域毎に抽出された前記識別すべき紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させ、紙幣の全領域に対する特徴量を、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに同時に入力して、前記基準パターンをそれぞれ所定のニューロンに記憶させる第2の学習手段と、前記未知の紙幣から前記特徴量抽出手段により得られた特徴量を前記第2の小領域に集合させ、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに順次入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、候補となる紙幣の金種、方向を演算すると共に、前記基準パターンとの距離が所定の閾値以上の出力層ニューロンを非活性化させる第1のパターン認識手段と、
前記特徴量抽出手段により第1の小領域毎に抽出された前記未知の紙幣全体分の特徴量を、前記第1のパターン認識手段により出力層ニューロンが非活性化されたニューロンを含む前記ニューラルネットワークに同時に入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、この距離が所定の閾値以内の出力層ニューロンは、全て紙幣の金

種、方向の候補として選択可能な第2のパターン認識手段と、
前記第1及び第2のパターン認識手段の演算結果を比較し、同一候補が抽出された場合に、この同一候補の紙幣の金種、方向を出力する演算結果統合手段とを具えたことを特徴とする紙幣の識別装置。

【請求項7】 識別すべき紙幣の特徴量を入力し基準パターンを学習し、その後、入力された未知の紙幣を前記基準パターンからパターン認識する紙幣識別方法において、

前記パターン認識に、LVQ(Leaning Vector Quantization)法によるニューラルネットワークを使用し、出力層ニューロンに発火すべき金種・方向を設定し、該ニューラルネットワークの入力層ニューロンには、前記識別すべき紙幣のセンシングを行い所定の第1の小領域毎に抽出された特徴量を全て入力し、

パターンマッチングにおける基準パターンを結合係数として学習し記憶させる第1のステップと、前記学習すべき紙幣の第1の小領域毎に抽出された前記学習すべき紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させ、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第2のステップと、前記学習すべき紙幣の全体を、前記第1の小領域に分割すると共に、第1の小領域毎に抽出された特徴量を全て前記ニューラルネットワークに同時に入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第3のステップと、

予め類似した候補のニューロンを、それぞれ登録しておく連想ニューロンテーブルを設ける第4のステップと、前記未知の紙幣の第1の小領域毎に抽出された前記未知の紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させ、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、候補となる紙幣の金種、方向を演算すると共に、前記基準パターンとの距離が所定の閾値以上の出力層ニューロンを非活性化させる第1のパターン認識をする第5のステップと、

前記未知の紙幣の全体を、第2の所定の小領域に分割すると共に、各小領域を一括処理して、得られた各特徴量を、前記第1のパターン認識手段により出力層ニューロンが非活性化されたニューロンを含む前記ニューラルネットワークで、かつ、前記連想ニューロンテーブルの候補ニューロンに登録されているニューロンは全て活性化させた状態のニューラルネットワークに同時に入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、この距離が所

定の閾値以内の出力層ニューロンは、全て紙幣の金種、方向の候補として選択可能な第2のパターン認識する第6のステップと、

前記第5及び第6のステップの演算結果を比較し、同一候補が抽出された場合に、この同一候補の紙幣の金種、方向を出力する第7のステップとを有することを特徴とする紙幣の識別方法。

【請求項8】 識別すべき紙幣の特徴量を入力し基準パターンを学習し、その後、入力された未知の紙幣を前記基準パターンからパターン認識する紙幣識別方法において、

前記パターン認識に、LVQ(Leaning Vector Quantization)法によるニューラルネットワークを使用し、出力層ニューロンに発火すべき金種・方向を設定し、該ニューラルネットワークの入力層ニューロンには、前記識別すべき紙幣のセンシングを行い所定の第1の小領域毎に抽出された特徴量を全て入力し、パターンマッチングにおける基準パターンを結合係数として学習し記憶させる第1のステップと、前記学習すべき紙幣の第1の小領域毎に抽出された前記学習すべき紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させ、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第2のステップと、前記学習すべき紙幣の全体を、前記第1の小領域に分割すると共に、前記第1の小領域毎に抽出された特徴量を全て前記ニューラルネットワークに同時に入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第3のステップと、

予め類似した候補のニューロンを、それぞれ登録しておく連想ニューロンテーブルを設ける第4のステップと、前記未知の紙幣の前記第1の小領域毎に抽出された前記未知の紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させ、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、候補となる紙幣の金種、方向を演算すると共に、前記基準パターンとの距離が所定の閾値以上の出力層ニューロンを非活性化させる第1のパターン認識をする第5のステップと、

前記未知の紙幣の全体を、前記第2の小領域に分割すると共に、得られた各小領域を一括処理して、得られた各特徴量を、前記第1のパターン認識手段により出力層ニューロンが非活性化されたニューロンを含む前記ニューラルネットワークで、かつ、前記連想ニューロンテーブルの候補ニューロンに登録されているニューロンを全て活性化させた状態のニューラルネットワークに同時に入

力して、前記基準パターンとの距離を演算し、この距離が所定の閾値以内の出力層ニューロンは、全て紙幣の金種、方向の候補として選択可能な第2のパターン認識する第6のステップと、

前記未知の紙幣の第1の小領域毎に抽出された前記学習すべき紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい領域であって、候補となる金種に対し識別しうる特徴を有する第3の小領域に集合させ、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第3の小領域の特徴量をを入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、前記基準パターンとの距離が最も近い出力層ニューロンを識別結果とする第3のパターン認識をする第7のステップと、

前記第5及び第6及び第7のステップの演算結果を比較し、同一候補が抽出された場合に、この同一候補の紙幣の金種、方向を出力する第8のステップとを有することを特徴とする紙幣の識別方法。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】本発明は、一部、不正な処理をされた偽造・変造紙幣や、損傷等により変形、変質してしまった紙幣の排除能力を向上させた紙幣識別方法及び装置に関する。

【0002】

【従来の技術】金融、流通、交通機関等における貨幣の受け払い及び精算業務の自動化は著しく、各種昨今金融機関でのATM、流通、交通機関での自動販売機等の普及は周知の通りである。また、これら接客機器の後方において、受け払いされた貨幣を集計精算する精算機器もほとんど自動化されるに至っている。これら自動機器の機能や性能の向上は著しく、人手で装填された貨幣を必要数量だけ出金する自動出金機から、貨幣の金種や真偽を識別する識別装置を搭載した自動入金機や自動入出金機が開発されてきた。

【0003】その後、貨幣の汚損及び損傷状態を識別する正損識別技術が開発されるに至って、入金された貨幣を再度流通可能な正貨と回収すべき損貨とに分別して、正貨のみを出金用貨幣として出金庫に循環させる循環式自動受け払い機も開発されている。

【0004】また、上記自動機器では機器内の現金管理機能が強化され、自動機器が現金を保管する代用金庫としても運用されるに至っている。これら自動化機器の発展や普及には、構成する各種装置や技術等に高い信頼性が要求されている。更に、貨幣の受け払い技術、分離搬送及び収納技術、中でも貨幣の金種及び真偽を判別する貨幣識別技術については無限保証が要求されており、違算は許されない。

【0005】特に、紙幣に関しては吸湿、乾燥、汚れ、折れ癖、しわ、穴、破れ、落書き等のほか、紙疲労等により紙質や紙面印刷状態は様々である。さらに、近年で

は、カラーコピー偽造券や、不正に押印された紙幣、ピンホール等の穴明き紙幣、一部を正常紙幣で代用した偽造紙幣等が、盛んに不正使用されるようになり、一部が正常紙幣と同一の紙幣を使用して偽造された不正紙幣も正確に不正紙幣と識別するといった、非常に高度な紙幣のパターン認識技術の開発が要求され、特に、循環式入出金機では、紙幣のどのような状態でも、真券は100%正確に計数され、どのように精巧な偽造、変造異券でも、100%確実に検知、排除しなければならない要請がある。

【0006】貨幣識別技術については、従来サンプルパターンデータから各種の特徴量を抽出し、その後演算処理して基準パターンを求め、その基準パターンと入力データとの照合により認識を行うパターンマッチング手法がある。また、人間の脳神経系を模倣したモデルのニューラルネットワークとして、BP(Back-Propagation)法による学習に基づいた階層型ニューラルネットワークが注目されている。他のニューラルネットワークとしてLVQ(Learning Vector Quantization)法による学習を行う競合型ニューラルネットワークがあり、LVQ法によって基準パターンを学習により作成し、入力データの特徴量が多次元な場合や複雑なパターン認識においても容易に識別が行える。

【0007】しかしながら、パターンマッチングによって複雑なパターン認識を行う場合には、単純にサンプルデータの平均値を求めるだけでは、一部が正常紙幣という様な同一の紙幣を使用して偽造された不正紙幣を正確に不正紙幣と識別することは、非常に困難であり、基準パターンの作成に多くの経験と時間が必要となる。また、BP法に基づく階層型ニューラルネットワークではパターン認識に要する演算量が多く(3層構造でニューロン数が多く、シグモイド関数を使用しているため)、認識に時間がかかる。演算時間はニューロ演算処理をハードウェア化することで解決できるが、ハードウェア(DSPやニューロ専用CPUボード等の使用)は非常に高価なものであり、学習において局所解に陥ったり、構造が複雑なため入力と出力の物理的な因果関係を見出すことが困難であるなどの問題がある。

【0008】一方、競合型ニューラルネットワークでは、パターンマッチングにおける基準パターンを結合係数として学習し、複数の基準パターンを必要とする場合にも容易に作成でき、複雑なパターン認識処理が行える。また、競合型ニューラルネットワークは構造が単純であり、識別時は入力と結合係数との距離演算及び、出力値の判定を閾値を用いて行うものであり、前記階層型ニューラルネットワークと比べて、複雑なパターンや多次元特徴量の入力に対しても容易に学習でき、識別時の演算も高速に行える。

【0009】しかし、従来の競合型ニューラルネットワークでは、入力された特徴量データは最も距離の近いニ

ユーロンが発火するため、偽券などの識別すべき紙葉類／紙幣以外の紙葉類／紙幣が入力された場合、その入力データと結合係数との距離が遠いにも拘らず、いずれかのニューロンが発火し誤認識してしまうという問題点があった。

【0010】ところで、貨幣識別機は、その目的により他国の貨幣や偽造紙幣といった対象外の媒体が入力されることがある。しかし、競合型ニューラルネットワークでは、入力特徴量データと各競合層ニューロン（以下、単にニューロンともいう）の結合係数との距離を求め、最も距離の近いニューロンが発火し、入力データが発火したニューロンの属するカテゴリーに識別されるため、入力データと結合係数との距離がかなり離れている場合でも、入力データに最も距離の近い結合係数を持つ競合層ニューロンが発火するため、偽造紙幣などの対象外媒体に対しても発火して誤認識を生じることがあり得る。このような誤認識を防ぐため、自己認識の範囲を確保するのに競合型ニューラルネットワークの出力値分布推定を行い、出力値に対する閾値を各ニューロンに設定する方法も特願平11-186135号に記載されている。また、競合型ニューラルネットワークにおいて、複雑なパターンを精度良く認識するにはニューロン数を増やせば良いが、その方法は明確ではない。上述の学習では、用いたデータの認識及び信頼性評価の結果を基に、自動的にニューロン数の追加及び削除を行っている。ここで、学習とは、各競合層ニューロンの結合係数を更新して行くことである。

【0011】上述のLVQ法のアルゴリズムには、最も距離が小さくなる1つのニューロンを学習するLVQ1*

$$d_i = \|x - w_i\| = \sqrt{\sum_{j=1}^N (x_j - w_{ij})^2}$$

(j:入力される小領域の位置を示す度数)

上記数1で定義された距離 d_i が最小になるニューロン c を選び、それを勝者ニューロンと呼ぶ。

【0014】

【数2】

$$c = \arg \min_i \{d_i\}, i = 1, \dots, M$$

この勝者ニューロンの出力 y_c は、 $y_c = 1$ となり、他のニューロンの出力 y_i ($i \neq c$)は、 $y_i = 0$ となる。

【0015】この手法では入力パターンベクトルに対して、最も距離の近い結合係数を持つ競合層のニューロンが発火するため、これにより競合型ニューラルネットワークへの入力パターンの識別が可能である。

【0016】

【発明が解決しようとする課題】すなわち、対象となる紙幣の全領域をそれぞれ所定の各小領域に分割して、各

*のほか、最も距離が小さくなる2つのニューロンを学習するLVQ2及びLVQ3、LVQ1における学習率を最適化したOLVQ1等があるが、上述の学習では、計算が容易で高速に学習を行うことのできるOLVQ1

(Optimized Learning Vector Quantization Method 1)が用いられている。なお、LVQ法はユークリッド距離演算のための、シグモイド関数を使用する階層型ニューラルネットワークと異なって演算量が少なく、規模が小さいため、通常のCPU等での実装が容易である。また、結合係数は入力特徴量データの量子化ベクトルであるため、入力と出力の物理的な因果関係を容易に見出せる特徴がある。

【0012】ところで、競合型ニューラルネットワークは、図1のような2層構造から成っており、第1層の入力層が入力パターンを受け取り、第2層の競合層への入力を受け渡して入力パターンの分類を行う。入力層のニューロンは競合層の各ニューロンと完全に結合されており、各結合は結合係数で表現される。ここで、入力層のニューロン j から競合層のニューロン i の結合係数を w_{ij} と表現し、入力層のニューロン数を N 、競合層のニューロン数を M とする。競合層のニューロンでは、入力されたデータ $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ と、そのニューロンが有する結合係数 $w_i = (w_1, w_2, \dots, w_N)$ とのユークリッド距離 d_i を下記数1に従って計算する。

【0013】

【数1】

小領域に対応した特徴量を抽出し、パターンマッチング技術により紙幣の金種、方向を識別／判定する場合、図21(A)に示すように、予め所定の枚数の正常な紙幣を処理して作成した基準パターンA、B等に対し、新しく未知の紙幣Xを入力して抽出される特徴量をパターンマッチング処理すると、各基準パターンとの照合演算値の大小や、許容範囲の内外判定から、未知紙幣Xは基準パターンBの金種、方向であると正常に識別できる。

【0017】しかしながら、図21(B)に示す未知入力紙幣Yのように、類似した他国紙幣や、偽造紙幣、変造紙幣、及び、一部に正常な紙幣を使用した一部特異変造の偽造紙幣等が入力された場合には、上述のパターンマッチング技術や、領域全体から抽出される特徴量だけを利用して単純にパターン認識すると、未知入力紙幣Yは、その一部が特異なだけで、大部分の特徴量は偽造元の基準パターンBと類似しているので、マッチング結果

やパターン認識結果が基準パターンBの許容範囲内に収まり、誤認識、誤識別してしまう結果となっていた。また、上述の一部特異な偽造を施した紙幣に対しては、特異な偽造領域だけを抽出して正常な基準パターンと比較／照合すれば偽造紙幣を排除できるが、偽造／変造紙幣に対してはどの領域が偽造／変造されているのか予め予測することは困難であるので、かかる特異変造された紙幣を正しく識別することは非常に困難となっていた。

【0018】また、損傷等の発生している紙幣に対しては、以下のような問題点があった。すなわち、未知の入力紙幣に対し、紙幣全体を所定の小領域に分割して、各小領域毎の特徴量を各特徴量が抽出される毎に、順次、パターン認識装置に入力して、紙幣の金種、方向を識別する方法と、未知の入力紙幣に対し、紙幣全体を所定の小領域に分割して、各小領域毎の特徴量を抽出し、パターン認識装置に一括入力して、紙幣の金種、方向を識別する方法とを、単純に組み合わせて使用しても、類似した2種類の正常な基準パターンM、Nが登録されている紙幣の場合、損傷が進行した正常な紙幣の識別率が向上しないという問題点が発生した。

【0019】より具体的には、図22(A)に示すように類似した2種類の正常な基準パターンM、Nが登録されている場合に、基準パターンNとして識別すべき正常な紙幣の入力パターンであって、領域5のみで部分的に損傷を持った入力パターンXに対し、各小領域毎の判定では、基準パターンNは領域5の損傷により排除され、基準パターンMは、許容範囲内として識別候補に残る。

【0020】次に、領域全体の特徴量を一括入力して、類似度を演算処理する場合、単純に上述の識別候補に残った基準パターンだけを対象として、許容範囲内にある一番類似した基準パターンを抽出処理すると、基準パターンNは、小領域の識別で排除されているので、基準パターンMが、許容範囲内にある一番類似した基準パターンと判定され、損傷の発生した入力紙幣Xは、基準パターンMであると、誤認識してしまっていた。

【0021】本発明は上述のような事情よりなされたものであり、本発明の目的は、一部特異な偽造／変造処理された紙幣を、正確にパターン認識し、識別、排除できる紙幣の識別方法及び装置を提供することにある。また、本発明の他の目的は、損傷が進行した正常な紙幣のパターン認識の識別率を向上させ、正確に損傷紙幣とパターン認識し、識別、排除できる紙幣の識別方法及び装置を提供することにもある。

【0022】

【課題を解決するための手段】この課題を解決するために請求項1に記載の紙幣の識別方法は、識別すべき紙幣の特徴量を入力し基準パターンを学習し、その後、入力された未知の紙幣を前記基準パターンを用いてパターン認識する紙幣識別方法であって、前記未知の紙幣のセンシングを行い所定の第1の小領域毎（基本単位）に抽出

された前記未知の紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させる第1のステップと、前記第2の小領域（103cの領域1～P）の各々に対応して設けられ、且つ該当紙幣の金種・方向の候補として選択可能な基準パターンと前記第2の小領域（103cの領域1～P）を構成する前記第1の小領域（基本単位）の特徴量とを比較してパターン認識する第2のステップと前記パターン認識の結果前記未知の紙幣が該当する金種、方向の候補を決定するとともに、該当しない金種、方向を候補の中から除外する第3のステップと、前記第2のステップと第3のステップを前記第2の小領域を替えて全領域に亘って（窓パターン103cの1～Pに亘って）繰り返し、金種、方向の中から前記第2のステップの結果を得て該未知の紙幣の候補として最終的に残った紙幣の金種、方向を記憶する第4のステップと、前記未知の紙幣の全体分の前記第1の所定の小領域の特徴量と前記基準パターンの全てと同時に比較してパターン認識を行い候補として得られた紙幣の金種、方向の候補を記憶する第5のステップと、前記第4のステップ及び前記第5のステップで記憶された紙幣の金種、方向の候補に、それぞれ、共通の候補があった場合に、この共通候補の紙幣の金種、方向を、当該未知の紙幣の金種、方向として外部に出力する第6のステップとを含むことを特徴としている。

【0023】さらに請求項2に記載の紙幣の識別方法は前記パターン認識に、LVQ(Learning Vector Quantization)法によるニューラルネットワークを使用することを特徴としている。

【0024】更に請求項3に記載の紙幣の識別方法は、識別すべき紙幣の特徴量を入力し基準パターンを学習し、その後、入力された未知の紙幣を前記基準パターンを用いてパターン認識する紙幣識別方法であって、前記パターン認識に、LVQ(Learning Vector Quantization)法によるニューラルネットワークを使用し、出力層ニューロンに発火すべき金種・方向を設定し、前記識別すべき紙幣のセンシングを行い紙幣の全体を、所定の第1の小領域（基本単位）に分割すると共に、該ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第1の小領域毎に抽出された特徴量を全て入力し、パターンマッチングにおける基準パターンを結合係数として学習し記憶させる第1のステップと、前記識別すべき紙幣の第1の小領域毎（基本単位）に抽出された前記学習すべき紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させ（103C）、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第2のステップと、前記第1の小領域（基本単位）毎に抽出された特徴量の紙幣の全体分を前記ニューラルネットワークに同

時に入力して(103b)、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第3のステップと、前記未知の紙幣の全体を、前記第1の小領域に分割すると共に、前記小領域毎(基本単位)に抽出された前記未知の紙幣の各特徴量を前記第2の小領域に集合させ(103C)、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、候補となる紙幣の金種、方向を演算すると共に、前記基準パターンとの距離が所定の閾値以上の出力層ニューロンを非活性化させる第1のパターン認識をする第4のステップと、前記未知の紙幣の全体分の第1の小領域毎(基本単位)に抽出された特徴量を全て前記ニューラルネットワークに同時に入力して(103b)、候補となる紙幣の金種、方向を演算する第2のパターン認識をする第5のステップと、前記第4及び第5のステップの演算結果を比較し、同一候補が抽出された場合に、この同一候補の紙幣の金種、方向を出力する第6のステップとからなることを特徴としている。

【0025】更に請求項4記載の紙幣の識別方法は、識別すべき紙幣の特徴量を入力し基準パターンを学習し、その後、入力された未知の紙幣を前記基準パターンを使用してパターン認識する紙幣識別方法であって、前記パターン認識に、LVQ(Learning Vector Quantization)法によるニューラルネットワークを使用し、出力層ニューロンに発火すべき金種・方向を設定し、前記識別すべき紙幣のセンシングを行い紙幣の全体を、所定の第1の小領域(基本単位)に分割すると共に、該ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第1の小領域毎に抽出された特徴量を全て入力し、パターンマッチングにおける基準パターンを結合係数として学習し記憶させる第1のステップと、前記識別すべき紙幣の第1の小領域毎(基本単位)に抽出された前記識別すべき紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させ(103C)、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第2のステップと、前記第1の小領域毎(基本単位)に抽出された特徴量の紙幣の全体分を前記ニューラルネットワークに同時に入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第3のステップと、前記未知の紙幣の全体を、前記第1の小領域に分割すると共に、前記第1の小領域毎(基本単位)に抽出された前記未知の紙幣の各特徴量を前記第2の小領域に集合させ(103C)、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し

し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、候補となる紙幣の金種、方向を演算すると共に、前記基準パターンとの距離が所定の閾値以上の出力層ニューロンを非活性化させる第1のパターン認識をする第4のステップと、前記未知の紙幣の全体分の第1の小領域毎(基本単位)に抽出された特徴量を、前記第1のパターン認識手段により出力層ニューロンが非活性化されたニューロンを含む前記ニューラルネットワークに同時に入力して、候補となる紙幣の金種、方向を演算する第2のパターン認識をする第5のステップと、前記第4及び第5のステップの演算結果を比較し、同一候補が抽出された場合に、この同一候補の紙幣の金種、方向を出力する第6のステップとからなることを特徴としている。

【0026】更に請求項5に記載の紙幣の識別方法は、識別すべき紙幣の特徴量を入力し基準パターンを学習し、その後、入力された未知の紙幣を前記基準パターンからパターン認識する紙幣識別方法であって、前記パターン認識に、LVQ(Learning Vector Quantization)法によるニューラルネットワークを使用し、出力層ニューロンに発火すべき金種・方向を設定し、該ニューラルネットワークの入力層ニューロンには、前記識別すべき紙幣のセンシングを行い所定の第1の小領域毎(基本単位)に抽出された特徴量を全て入力し、パターンマッチングにおける基準パターンを結合係数として学習し記憶させる第1のステップと、前記学習すべき紙幣の第1の小領域毎(基本単位)に抽出された前記学習すべき紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させ(103C)、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第2のステップと、前記学習すべき紙幣の全体を、前記第1の小領域に分割すると共に、第1の小領域毎(基本単位)に抽出された特徴量を全て前記ニューラルネットワークに同時に入力して(103b)、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第3のステップと、前記未知の紙幣の第1の小領域毎(基本単位)に抽出された前記未知の紙幣の各特徴量を前記第2の小領域に集合させ(103C)、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、候補となる紙幣の金種、方向を演算すると共に、前記基準パターンとの距離が所定の閾値以上の出力層ニューロンを非活性化させる第1のパターン認識をする第4のステップと、前記未知の紙幣の全体を、前記第1の小領域に分割すると共に、第1の小領域毎(基本単位)に抽出された特徴量を全て前記ニューラルネットワークに同時に入力して(103b)、候補と

なる紙幣の金種、方向を演算する第2のパターン認識をする第5のステップと、前記未知の紙幣の第1の小領域毎（基本単位）に抽出された前記学習すべき紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい領域であって、候補となる金種に対し識別しうる特徴を有する第3の小領域に集合させ（103a）、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第3の小領域の特徴量を入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、前記基準パターンとの距離が最も近い出力層ニューロンを識別結果とする第3のパターン認識をする第6のステップと、

前記第4及び第5及び第6のステップの演算結果を比較し、同一候補が抽出された場合に、この同一候補の紙幣の金種、方向を出力する第7のステップとからなることを特徴としている。

【0027】次に請求項6に記載の紙幣識別装置は、識別すべき紙幣の特徴量を入力し基準パターンを学習し、その後、入力された未知の紙幣を前記基準パターンからパターン認識するとともに、前記パターン認識に、LVQ(Learning Vector Quantization)法によるニューラルネットワークを使用し、このニューラルネットワークの入力層ニューロンには、分割した所定の小領域毎に、得られた特徴量を、位置依存関係に応じて選択的に入力し、ニューロ演算する紙幣識別装置であって、紙幣のセンシングを行い紙幣の全体を、所定の第1の小領域に分割し特徴量を抽出する特徴量抽出手段と、所定の枚数の学習用紙幣を処理し、識別すべき紙幣のそれぞれに対し、前記特徴量抽出手段により得られた各小領域毎の特徴量を、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに順次入力して、前記基準パターンをそれぞれ所定のニューロンに記憶させる第1の学習手段と、前記特徴量抽出手段により第1の小領域毎に抽出された前記識別すべき紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させ、紙幣の全領域に対する特徴量を、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに同時に入力して、前記基準パターンをそれぞれ所定のニューロンに記憶させる第2の学習手段と、前記未知の紙幣から前記特徴量抽出手段により得られた特徴量を前記第2の小領域に集合させ、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに順次入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、候補となる紙幣の金種、方向を演算すると共に、前記基準パターンとの距離が所定の閾値以上の出力層ニューロンを非活性化させる第1のパターン認識手段と、前記特徴量抽出手段により第1の小領域毎に抽出された前記未知の紙幣全体分の特徴量を、前記第1のパターン認識手段により出力層ニューロンが非活性化されたニューロンを含む前記ニューラルネットワークに同時に入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、この距離が所定の閾値以内の出力層ニューロンは、全て紙幣の金種、方向の候補として選択可能な第2のパターン認識手段と、前記第1及び第2のパターン認識手

段の演算結果を比較し、同一候補が抽出された場合に、この同一候補の紙幣の金種、方向を出力する演算結果統合手段とを具えたことを特徴としている。

【0028】また、請求項7に記載の紙幣識別方法は、識別すべき紙幣の特徴量を入力し基準パターンを学習し、その後、入力された未知の紙幣を前記基準パターンからパターン認識する紙幣識別方法であって、前記パターン認識に、LVQ(Learning Vector Quantization)法によるニューラルネットワークを使用し、出力層ニューロンに発火すべき金種・方向を設定し、該ニューラルネットワークの入力層ニューロンには、前記識別すべき紙幣のセンシングを行い所定の第1の小領域毎（基本単位）に抽出された特徴量を全て入力し、パターンマッチングにおける基準パターンを結合係数として学習し記憶させる第1のステップと、前記学習すべき紙幣の第1の小領域毎（基本単位）に抽出された前記学習すべき紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させ（103c）、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第2のステップと、前記学習すべき紙幣の全体を、前記第1の小領域に分割すると共に、第1の小領域毎（基本単位）に抽出された特徴量を全て前記ニューラルネットワークに同時に入力して（103b）、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第3のステップと、予め類似した候補のニューロンを、それぞれ登録しておく連想ニューロンテーブルを設ける第4のステップと、前記未知の紙幣の第1の小領域毎（基本単位）に抽出された前記未知の紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させ（103c）、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、候補となる紙幣の金種、方向を演算すると共に、前記基準パターンとの距離が所定の閾値以上の出力層ニューロンを非活性化させる第1のパターン認識をする第5のステップと、前記未知の紙幣の全体を、第2の所定の小領域に分割すると共に、各小領域を一括処理して、得られた各特徴量を、前記第1のパターン認識手段により出力層ニューロンが非活性化されたニューロンを含む前記ニューラルネットワークで、かつ、前記連想ニューロンテーブルの候補ニューロンに登録されているニューロンは全て活性化させた状態のニューラルネットワークに同時に入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、この距離が所定の閾値以内の出力層ニューロンは、全て紙幣の金種、方向の候補として選択可能な第2のパターン認識する第6のステップと、前記第5及び第6のステップの演算結

果を比較し、同一候補が抽出された場合に、この同一候補の紙幣の金種、方向を出力する第7のステップとを有することを特徴としている。

【0029】更に、請求項8に記載の紙幣識別方法は、識別すべき紙幣の特徴量を入力し基準パターンを学習し、その後、入力された未知の紙幣を前記基準パターンからパターン認識する紙幣識別方法であって、前記パターン認識に、LVQ (Learning Vector Quantization)法によるニューラルネットワークを使用し、出力層ニューロンに発火すべき金種・方向を設定し、該ニューラルネットワークの入力層ニューロンには、前記識別すべき紙幣のセンシングを行い所定の第1の小領域毎（基本単位）に抽出された特徴量を全て入力し、パターンマッチングにおける基準パターンを結合係数として学習し記憶させる第1のステップと、前記学習すべき紙幣の前記第1の小領域毎（基本単位）に抽出された前記学習すべき紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させ（103C）、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第2のステップと、前記学習すべき紙幣の全体を、前記第1の小領域に分割すると共に、第1の小領域毎（基本単位）に抽出された特徴量を全て前記ニューラルネットワークに同時に入力して（103b）、前記基準パターンとの距離を演算し、該当金種、方向の出力層ニューロンが発火するように閾値を設定する第3のステップと、予め類似した候補のニューロンを、それぞれ登録しておく連想ニューロンテーブルを設ける第4のステップと、前記未知の紙幣の前記第1の小領域毎（基本単位）に抽出された前記未知の紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい第2の小領域に集合させ（103C）、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第2の小領域の特徴量を、小領域を替えて全領域に亘って繰り返し入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、候補となる紙幣の金種、方向を演算すると共に、前記基準パターンとの距離が所定の閾値以上の出力層ニューロンを非活性化させる第1のパターン認識をする第5のステップと、前記未知の紙幣の全体を、前記第2の小領域に分割すると共に、各小領域を一括処理して、得られた各特徴量を、前記第1のパターン認識手段により出力層ニューロンが非活性化されたニューロンを含む前記ニューラルネットワークで、かつ、前記連想ニューロンテーブルの候補ニューロンに登録されているニューロンを全て活性化させた状態のニューラルネットワークに同時に入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、この距離が所定の閾値以内の出力層ニューロンは、全て紙幣の金種、方向の候補として選択可能な第2のパターン認識する第6のステップと、前記未知の紙幣の第1の小領域

毎（基本単位）に抽出された前記学習すべき紙幣の各特徴量を前記第1の小領域よりも大きい領域であって、候補となる金種に対し識別しうる特徴を有する第3の小領域に集合させ（103a）、前記ニューラルネットワークの入力層ニューロンに前記第3の小領域の特徴量を入力して、前記基準パターンとの距離を演算し、前記基準パターンとの距離が最も近い出力層ニューロンを識別結果とする第3のパターン認識をする第7のステップと、前記第5及び第6及び第7のステップの演算結果を比較し、同一候補が抽出された場合に、この同一候補の紙幣の金種、方向を出力する第8のステップとを有することを特徴としている。

【0030】

【発明の実施の形態】以下に、本発明の詳細を、図面を参照して説明する。

【0031】図2は、上述した競合型ニューラルネットワークを用いて紙幣等の画像又は時系列データ等の特徴量を入力して、予め登録されている基準パターンとの類似度を演算する本発明のパターン認識手段の1構成例を示しており、ニューラルネットワークの競合層ニューロンに判定部1が接続されている。すなわち、入力される紙幣から抽出される画像又は時系列データ等の特徴量は、所定の数の異なる波長を利用した反射／透過タイプの光学式センサの出力や磁気センサ（単独または複数個）の出力を演算処理して得られ、かかるセンサ出力の特徴量が競合型ニューラルネットワークによりクラスタリングされる。

【0032】ところで、従来は、入力紙幣から特徴量を抽出する場合、後述するように各センサからの出力を図4～図7に示すモザイク化処理し、更に入力データに対するオフセットやゲインのばらつきを減少させるために、正規化を行っていた。すなわち、図5に示すようにセンサ2a～2nの出力を、搬送方向に沿って順次処理し、搬送方向に分割した各小領域毎にモザイク化処理し、更に、入力紙幣の全領域に渡って入力走査が終了した後に、上述の入力センサデータに対するオフセットやゲインのばらつきを減少させるために、正規化を行っていた。このため、入力紙幣に対する全領域の走査が終了するまで、上述のモザイク化及び入力センサデータに対するオフセットやゲインのばらつきを減少させるための正規化処理が実行できず、かかる入力データの補正処理に時間がかかり、前処理時間が長期化するという問題点となっていた。

【0033】尚、従来の搬送方向に分割した各小領域毎の処理では、分割した各小領域の間ではオーバーラップして特徴抽出のための小領域を設定することは試みられなかった。このため、部分的な特徴を抽出できたり、上手に抽出できなかったりして、特徴抽出処理が安定しないという問題点ともなっていた。

【0034】かくして、発火するニューロン別にデータ

10

20

30

40

50

分類されるが、競合層ニューロン i で発火するデータ集合を1つの母集団 S_i とする。例えば100枚の紙幣データを入力したとき、40枚がニューロン1に発火し、60枚がニューロン2に発火したとすると、40枚のデータから成る集合 S_1 及び60枚のデータから成る集合 S_2 に分類されたことになる。これをクラスタリングという。

【0035】判定部1は距離 d_i ($1 \sim M$) 中から最小値 d_c を求め、ニューロン c の閾値 θ_c との比較を行い、 $d_c \leq \theta_c$ ならニューロン c を発火し、 $d_c > \theta_c$ ならニューロン c は未発火とする。ただし、閾値 θ_c は、正常な紙幣から抽出した特徴量から演算した学習データに対して、ニューロン c における最小距離の平均値を m_c 、標準偏差を σ_c とすると、 0 又は正数 k_c を用いて $\theta_c = m_c + k_c \cdot \sigma_c$ で求める。また、競合層のニューロンは、1つのカテゴリー（金種、方向：4つの紙幣搬送方向をA～Dで表す）に対し、1つ又は複数個である。例えば米国の\$5紙幣のD方向に対し、4個の競合層ニューロンを持つ判定部では、\$5のD方向の各ニューロンに対し、閾値がそれぞれ設定されている。

【0036】図3は本発明のニューラルネットワークの学習過程の全体的な動作例の1例を示しており、先ず偽造等のない正常な紙幣から抽出された特徴量を学習用データとして利用し、これらデータに対してデータ前処理を行い（ステップS10）、結合係数 W_{ij} の初期化を行い（ステップS20）、LVQ学習を実行する（ステップS30）。結合係数 W_{ij} の初期化では、各ニューロンに該当する入力データの平均値を用いる。例えば\$1Aのニューロンに対して、\$1Aのデータの平均値を初期値とする。結合係数 W_{ij} の学習によりニューラルネットワークを構築し、学習データに対して閾値を作成し（ステップS40）、発火しないニューロンを削除する（ステップS50）。次に、学習データの評価を行い（ステップS60）、評価の結果、認識率、信頼性の低い場合にはニューロンの追加が必要なので、ニューロン追加のチェックを行い（ステップS70）、ニューロンの追加がないか否かを判定し（ステップS80）、追加がなければ閾値を拡張する（ステップS90）。また、上記ステップS80においてニューロンの追加がある場合には、上記ステップS30にリターンする。以下に上記フローの各部詳細を説明する。

【0037】図4はデータ前処理（ステップS10）の処理フローを示しており、図5に示すように、紙幣4の搬送に対してセンサ $2a \sim 2n$ の走査で、例えば、光学的に得られる紙幣データに対しては、モザイク化処理を行う（ステップS11）。このモザイク化処理では、256画素のセンサ出力データを32画素から成る入力データに変換する。

【0038】具体的には先ず256画素のデータを8画素ずつに区切り、その領域内の各画素値の平均値を演算する。この結果、演算された各平均値を画素値とする32個のデータがそのモザイク化された入力データとして得られる。即ち、センサ $2a \sim 2n$ によって採取されたデータは、例えば図6（A）に示すような時系列データとなり、この時系列データを8画素単位の平均値でグラフ化すると同図（B）に示すようになる。このモザイク化処理により、ノイズ除去やデータ数の削減に伴う識別演算時間の減少を期待でき、エッジ抽出における誤差を軽減できる。なお、モザイク化処理を画像（エリア）について行くと、図7（A）及び（B）のようになる。本例では 3×4 画素の平均値でモザイク化処理している。

【0039】上述のようにしてモザイク化された入力画像に対し、オフセット及びゲインのばらつきをなくすための正規化処理を行う。モザイク化されたデータを x_i ($i = 1, \dots, n$)としたとき、変換表のデータ X_i ($i = 1, \dots, n$)は下記数3となる。ただし、Aはゲイン定数、Bはオフセット定数である。

【0040】

【数3】

$$X_i = \frac{x_i - \bar{x}}{S_x} A + B,$$

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad S_x = \sum_{i=1}^n |x_i - \bar{x}|$$

上記数3において、 x オーバーバーはデータ x_i の平均を表し、 S_x は平均 x オーバーバーとデータ x_i との差分の絶対値の総和（面積）を表している。右辺第1項はデータ x_i の平均からの変動を、全体の変動に対する割合で表している。

【0041】図8は、32個のモザイク化データ（0～31）に対して平均 x オーバーバーと絶対値の総和（面積）を示している。このため、データのゲイン変動及びオフセット変動に対して不変な値が得られる。また、オフセット定数Bは変換後のデータのオフセットを調節するための定数である。一般に、定数Bはダイナミックレンジの中央値と設定される。

【0042】以下に、ゲイン変動及びオフセット変動に対し、正規化データが不変であることを数式によって説明する。先ず変動データを

【数4】 $y_i = a x_i + b$ ($i = 1, \dots, n$)

a はゲイン変動 (> 0) であり、 b はオフセット変動である。

【0043】とすると、平均は

【数5】

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (ax_i + b) = \frac{a}{n} \sum_{i=1}^n x_i + b = a\bar{x} + b$$

となり、平均yオーバーとデータy_iとの差分の絶対値の総和S_yは下記数6のようになる。

$$S_y = \sum_{i=1}^n |y_i - \bar{y}| = \sum_{i=1}^n |ax_i + b - (a\bar{x} + b)| = a \sum_{i=1}^n |x_i - \bar{x}| = aS_x$$

ここで、正規化を施したデータY_i (i = 1, ..., n) は下記数7となる。

$$Y_i = \frac{y_i - \bar{y}}{S_y} A + B = \frac{ax_i + b - (a\bar{x} + b)}{aS_x} A + B = \frac{x_i - \bar{x}}{S_x} A + B = X_i$$

このような、正規化を施すことで、ゲイン及びオフセットの変動を除去することができる。

【0046】かくして前処理されたデータを用いて、各ニューロンの結合係数の学習及びニューラルネットワークによるパターン認識を行うが、本発明では、一部特異な偽造/変造処理された紙幣を、正確にパターン認識し、識別、排除するため、入力紙幣の特徴抽出では、搬送方向に、図5(B)に示すように、入力データをオーバーラップさせながら小領域1～5のように分割して、各小領域毎の特徴抽出を実行した。

【0047】具体的には、搬送方向に全体を第1の小領域(基本単位)である30画素まで圧縮し、これを10画素単位のオーバーラップした第2の小領域に分割する。

【0048】また、入力紙幣の全領域に渡って入力走査が終了した後に、上述の入力センサデータに対するオフセットやゲインのばらつきを減少させるための正規化処理を行うと、入力紙幣に対する全領域の走査が終了するまで、正規化処理が実行できず(図23(A))、かかる入力データの補正処理に時間がかかり、前処理時間が長期化するので、本発明では、図23(C)に示すように、入力紙幣の全領域を、搬送方向に対し前部の補正1の領域と搬送方向に対し後部の補正2の領域とに、分割し、補正1の領域に対する入力走査が終了した時点で、上述の入力センサデータに対するオフセットやゲインのばらつきを減少させるための第1の正規化処理を行い、この結果を利用して、前部のパターン認識処理を実行し、また、入力紙幣に対する全領域の走査が終了した時点で、上述の入力センサデータに対するオフセットやゲインのばらつきを減少させるための第2の正規化処理を行い、この結果を利用して、後部のパターン認識処理を実行するようになっている。

【0049】かかる時分割で順次入力したセンサデータに対する正規化の前処理された特徴量データを用いたニューラルネットワークの学習及びパターン認識処理を次

に説明する。

【0050】先ず、図3に示す様にニューラルネットワークの学習処理では、結合係数の初期値を設定する(ステップS20)。学習の初期には、1カテゴリ当たり1つのニューロンが競合層に設定され、各ニューロンの結合係数の初期値は、当該カテゴリに属するデータの平均値とする。

【0051】次に、LVQ法のアルゴリズムを示す。先ずLVQ法概念図を図20に示す。図20で示すように、未知の入力紙幣から抽出される特徴量データx(t)と発火したニューロンcとが同じカテゴリならば、ニューロンcの結合係数w_c(t)を入力データx(t)に近づけ、入力データx(t)と発火したニューロンcとが異なるカテゴリならば、ニューロンcの結合係数w_c(t)を入力データx(t)から遠ざける。このように、LVQ法では結合係数を学習する。

【0052】LVQ法にはLVQ1、LVQ2、LVQ3、OLVQ1等のアルゴリズムがあるが、ここでは本発明で用いるOLVQ1のアルゴリズムを数8及び数9に示す。

【0053】

【数8】

$$w_c(t+1) = w_c(t) + s(t)\alpha_c(t)[x(t) - w_c(t)]$$

$$\alpha_c(t+1) = \frac{1}{1 + s(t)\alpha_c(t)}$$

【数9】

$$w_i(t+1) = w_i(t), \quad (i \neq c)$$

ここで、tは学習回数、α_c(t)は各ニューロンの学習率を表わし、s(t) = 1(正しく認識したとき)又はs(t) = -1(誤って認識したとき)である。数8では学習時に発火したニューロンの結合係数を更新し、数9ではその他のニューロンは更新されないことを示し

ている。

【0054】図3における結合係数の初期化(ステップS20)、LVQ学習(ステップS30)の後、閾値を作成するが(ステップS40)、その詳細は図9のフローチャートのようにになっている。

【0055】即ち、まず学習データ番号 l ($l=1\sim L$)によるクラスタリングのループ(ステップS41～S43)において、発火するニューロン別に学習データをクラスタリングし(ステップS42)、 M 個のデータ集合を得る。そして、ニューロン番号 i ($i=1\sim M$)による閾値作成のループ(ステップS44～S49)において、クラスタリングされた学習データの集合の距離分布を推定し、平均値 m_i 、標準偏差 σ_i 及び最大値 d_{max} を得(ステップS45)、判定用の閾値 θ_i を作成する(ステップS46)。そして、閾値 θ_i が最大値 d_{max} より小さいか否かを判定し(ステップS47)、最大値 d_{max} より小さければ最大値 d_{max} に所定数 α を加算した値を閾値 θ_i とする(ステップS48)。これを、ニューロン番号 M 個分だけ繰り返す(ステップS49)。

【0056】図10に示すように、推定された分布より、競合層ニューロン i の自己認識の範囲としての閾値 θ_i を、 $\theta_i = m_i + k_i \sigma_i$ に設定する。よって、入力データと競合層ニューロン i とのユークリッド距離 d_i が $d_i \leq \theta_i$ ならば、標本は母集団 S_i に属すると認識される。ここで、 k_i は自己認識の範囲として任意の値を設定できるが、 $k_i = 4.5$ の場合、母集団 S_i のデータに対してニューロン i が発火(正しく認識)する確率は、標準正規分布表から $1-3.4 \times 10^{-6}$ 乗であり、 $k_i = 6.5$ の場合、 $1-4.0 \times 10^{-11}$ 乗である。学習データによっては、このように設定された閾値を越えることもあるが、このようなデータも認識させる必要がある場合は、図11に示すように θ_i に広げて設定すればよい。

【0057】上述のようにして閾値を作成した後、発火しないニューロンの削除を行うが(ステップS50)、その詳細を図12のフローチャートを参照して説明する。まずニューロン番号 i ($i=1\sim M$)によるニューロン削除のループ(ステップS51～S54)において、ニューロン i が発火したか否かを判定し(ステップS52)、発火していなければニューロン i を削除する(ステップS53)。

【0058】その後、学習データの評価を行うが(ステップS60)、その詳細を図13のフローチャートを参照して説明する。

【0059】まず学習データ番号 l ($l=1\sim L$)による学習データ識別のループ(ステップS61～S64)において、学習データの識別判定を行い(ステップS62)、発火するニューロン別に学習データをクラスタリングする(ステップS63)。そして、ニューロン番号

i ($i=1\sim M$)による信頼性評価のループ(ステップS65～S68)において、クラスタリングされた学習データの集合の距離分布を推定し(ステップS66)、信頼性評価を行う(ステップS67)。これを、全ニューロン番号に互って実施する。

【0060】上記学習データの評価が終わると次にニューロン追加のチェックを行う(ステップS70)が、その詳細を図14のフローチャートを参照して説明する。

【0061】まずニューロン番号 i ($i=1\sim M$)によるニューロン追加チェックのループ(ステップS71～S76)において、誤認識があるか否かを判断し(ステップS72)、誤認識があれば誤認識データの平均値をカテゴリー毎に求め、その平均値を結合係数としたニューロンを追加する(ステップS73)。その後、ニューロン i が既定信頼性を満たすか否かを判定し(ステップS74)、ニューロン i 又は信頼性評価対象のデータ集合が発火するニューロンの複製を追加する(ステップS75)。

【0062】信頼性評価では図15に示すように、ニューロン i に発火するデータ集合 S_i に対するニューロン j ($j \neq i$)の出力値分布を考える。この出力値分布が図15に示すような正規分布NDであると仮定し、正規分布NDが閾値 θ_j よりも小さくなる確率を信頼性とする。これは図15における黒色部分BAの面積を表し、ニューロン i に発火すべきデータがニューロン j に発火する確率を意味している。

【0063】閾値設定後、学習データに対して識別判定を行い、誤認識するデータがあればそれに対するニューロンを追加する。そのニューロンの結合係数は、誤認識データの紙幣の金種方向と言ったカテゴリー毎の平均値とする。これにより認識率を向上させることが可能である。また、学習データに対する信頼性評価を行い、既定の信頼性が得られないニューロンに対しては、そのニューロン又はその評価対象ニューロン(評価対象データが発火するニューロン)の複製を追加する。これにより、誤認識データ判定用に新たにニューロンを設けることになるのでニューロンの出力値分布のばらつきが小さくなり、信頼性が向上する。

【0064】図16は誤認識データに対するニューロンの追加を示しており、ニューロン i に誤認識した紙幣データの入力層への各入力値の平均を結合係数とするニューロンを追加する様子を示している。また、図17は既定信頼性を満たさない場合のニューロンの追加を示しており、既定信頼性を満たさないニューロン i 又はその評価対象ニューロンの複製を追加している。

【0065】次に、異なる金種データ Y に対するニューロン i の信頼性が低い場合の、ニューロンの分割方法について説明する。ここで、ニューロン i は金種データ X を入力したとき発火するように学習されており、ニューロン j は金種データ Y を入力したとき発火するように学

習されているものとする。

【0066】(分割方法1)信頼性の低いニューロン i の複製を追加する。

【0067】(分割方法2)ニューロン i に対し、金種データ X を入力したときの出力値分布 $D_i(X)$ と、ニューロン i に対し、金種データ Y を入力したときの出力値分布 $D_i(Y)$ とを求め、次に、それぞれの分布の標準偏差 $\sigma_i(X)$ 及び $\sigma_i(Y)$ を演算する。そして、図24(B)に示すように、標準偏差 $\sigma_i(X)$ と $\sigma_i(Y)$ とでは、 $\sigma_i(Y)$ の方が大きい場合、金種データ Y のばらつきが大きいと考えられるので、大きい標準偏差を示すニューロン j の複製を追加する。

【0068】(分割方法3)ニューロン i に対し、金種データ X を入力したときの出力値分布 $D_i(X)$ と、ニューロン j に対し、金種データ Y を入力したときの出力値分布 $D_j(Y)$ とを求め、次に、それぞれの分布の標準偏差 $\sigma_i(X)$ 及び $\sigma_j(Y)$ を演算する。そして、図24(C)、(D)に示すように、標準偏差 $\sigma_i(X)$ と $\sigma_j(Y)$ とでは、 $\sigma_j(Y)$ の方が大きい場合、金種データ Y のばらつきが大きいと考えられるので、大きい標準偏差を示すニューロン j の複製を追加する。

【0069】図3のニューロンのチェック(ステップS70)において、その後ニューロンの追加がなければ(ステップS80)閾値を拡張するが(ステップS90)、その動作を図18のフローチャートを参照して説明する。

【0070】金種データ X の実際のデータでは予測できないようなばらつきを持つこともあり、統計的に設定された閾値を超える場合もある。このようなデータに対しても汎化能力を持たせるには閾値を拡張すれば良い。そこで、拡張する基準として信頼性評価の結果に基づき、既定の信頼性が得られる範囲で拡張すれば、既定の信頼性を確保した状態で認識率を向上させることが可能である。図19に示す具体例では、閾値 θ_i を $\theta_i = m_i + 4.5\sigma_i$ に設定した後に信頼性評価を行う。その結果、評価対象ニューロンが既定信頼性を満たす境界値を算出し、その境界値を拡張された閾値として再設定する。このとき、過剰な拡張を防ぐため、 $m_i + 6.5\sigma_i$ を閾値拡張の限界値として設け、境界値が限界値より大きければ、限界値を拡張された閾値として設定する。

【0071】まず、ニューロン番号 i ($i = 1 \sim M$)による閾値拡張のループ(ステップS91～S96)において、既定の信頼性を満たす閾値の境界値 θ_B を求め(ステップS92)、閾値拡張の限界値 θ_L を求める(ステップS93)。そして、境界値 θ_B が限界値 θ_L より小さいか否かを判定し(ステップS94)、小さければ閾値 θ を境界値 θ_B に拡張し(ステップS95)、そうでなければ閾値 θ を限界値 θ_L に拡張する(ステップS97)。

【0072】かくして、ニューラルネットワークの学習が終了する。次に、入力紙幣4に対するさらに具体的な学習、識別/判定処理の構成および動作について、詳細に説明する。

【0073】まず、図25は、この発明の紙幣識別装置100の全体のブロック構成図の1例であり、入力紙幣4が、図示しない搬送手段によりセンサ手段2(光学センサ、磁気センサを含む)を通過するようになっており、その出力は、順次、センサデータ前処理補正部101に入力されるようになっている。

【0074】次に、センサデータ前処理補正部101では、順次入力されたセンサデータに対し、図4～図7に示す圧縮処理し、更に入力データに対するオフセットやゲインのばらつきを減少させるために、図8に示すような正規化を行う。

【0075】すなわち、図4は、データ前処理の処理フローを示しており、図5に示すように、紙幣4の搬送に対してセンサ2a～2nの走査で、例えば、光学的に得られる紙幣データに対しては、圧縮処理を行い、256画素のセンサ出力データを32画素から成る入力データに変換する。

【0076】この結果、演算された各平均値を画素値とする32個のデータがその圧縮された入力データとして得られ、センサ2a～2nによって採取されたデータは、例えば図6(A)に示すような時系列データとなり、この時系列データを8画素ずつの平均値でグラフ(移動平均グラフ)化すると図(B)に示すようになる。この圧縮処理により、ノイズ除去やデータ数の削減に伴う識別演算時間の減少を期待でき、エッジ抽出における誤差を軽減できる。

【0077】なお、圧縮処理を画像(エリア)について行くと、図7(A)及び(B)のようになり、次に、圧縮された入力画像に対し、オフセット及びゲインのばらつきをなくすための正規化処理を行う。図8の S_x は、32個のモザイク化データ(0～31)に対して平均 x オーバーバーと絶対値の総和(面積)を示しており、かくして前処理されたデータの特徴量として用いて、各ニューロンの結合係数の学習及びニューラルネットワークによるパターン認識を行う。

【0078】すなわち、識別すべき紙幣の特徴量を、センサ2 i ($i = a \sim n$)からセンサデータ前処理補正部101により演算処理して生成し、これらの特徴量をパターン認識手段110に入力して、各金種方向毎に基準パターンを学習し、得られた各ニューロンの結合係数を基準パターンとして、基準パターン記憶手段116dへ記憶する。

【0079】パターン認識手段110は、センサデータ前処理補正部101、データバッファ102、入力窓パターン記憶部103、ニューラルネットワーク112、閾値参照メモリ113、モード別判定部114、基準パ

ターン記憶手段116、基準パターン学習、更新、設定部118、制御部119からなり、モード別判定部114の出力は、判定結果統合部120により、統合され、最終処理されて、外部に出力されるようになっている。ここで、モード別判定部114には、最小値判定モード114a、最小値判定及び閾値判定モード114b、閾値判定モード114cが用意されている。入力窓パターン記憶部103では、入力窓パターン103a、入力窓パターン103b、入力窓パターン103cが記憶されている。

【0080】入力窓パターン103cは複数の基本単位小領域から構成される領域を窓とし、P個の窓のうちから1個の窓を選択して入力層に正規化データを入力する。このときの窓の大きさは、例えば10個といった入力層のニューロンの数である。

【0081】入力窓パターン103bは入力窓パターン103cで全ての窓が開放されているものである。すなわち、同時に全ての入力が入力層のニューロンに入力される。入力窓パターン103aは複数の候補となる金種から正確に特定の1金種に識別しうる特徴が抽出されるように設けた窓であって、適宜設けられた大きさの窓であり、窓の位置は固定であるが、通常出力ニューロン毎に設けられている。

【0082】尚、本発明では、一部特異な偽造／変造処理された紙幣等を、正確にパターン認識し、識別、排除するため、入力紙幣の特徴量抽出では、搬送方向に、図5(B)に示すように、入力データをオーバーラップさせながら小領域1～5のように分割して、各小領域毎の特徴量抽出を実行するようになっており、具体的には、搬送方向に全体を30画素まで圧縮し、これを10画素単位のオーバーラップした小領域に分割する。ここで、圧縮された30画素の個々は、図5に示す基本単位小領域(第1の小領域)となる。

【0083】さらに、入力紙幣の全領域に渡って入力走査が終了した後に、上述の入力センサデータに対するオフセットやゲインのばらつきを減少させるための正規化をセンサデータ前処理補正部101で行うと、入力紙幣に対する全領域の走査が終了するまで、正規化処理が実行できず(図23(A))、かかる入力データの補正処理に時間がかかり、前処理時間が長期化するので、本発明では、図23(C)に示すように、入力紙幣の全領域を、補正1の領域と補正2の領域とに、オーバーラップさせながら分割し、補正1の領域に対する入力走査が終了した時点で、上述の入力センサデータに対するオフセットやゲインのばらつきを減少させるための第1の正規化を行い、この結果を利用して、第1の基準パターンの学習、基準パターンの更新処理、および第1の基準パターンを利用したパターン認識処理を実行する。

【0084】より具体的に、パターン学習手段110の構成及び動作を説明すると、パターン学習手段110

は、入力紙幣の全体を、オーバーラップした領域を含む第2の所定の小領域にそれぞれ分割して処理する点にその特徴があり、基準パターンの学習では、パターン認識手段110は、制御部119の指令のもとに、ニューラルネットワーク112を初期化し、基準パターン学習、更新、設定部118を学習モードに切り替えて、正常な紙幣を、所定の枚数入力し、各紙幣から入力されたセンサ出力は、センサデータ前処理補正部101に順次保存され、各紙幣の全領域の走査、入力が終了すると、前処理および補正処理がセンサデータ前処理補正部101で

10

実行され、データバッファ102に一時的に格納される。その後、入力窓パターン103bでフィルタリングされた特徴量が、一括してニューラルネットワーク112に入力され、学習が行われる。そして、各ニューロンの結合係数が求められて、これを、基準パターンとして、記憶手段116dに記憶する。このとき、学習に用いた所定枚数の正常な紙幣を入力したときの出力を求め、この閾値より各ニューロンの閾値を決定し、この閾値を記憶手段116bに記憶する。

20

30

【0085】尚、入力窓パターン103でフィルタリングした特徴量を利用して、ニューラルネットワーク112の入力層ニューロンには、図29(A)に示すように、分割した所定の小領域毎に得られた特徴量を、位置依存関係に応じて選択的に入力することも可能であり、例えば、図29(A)に示す小領域1、4、7、2、5、8の各特徴量は、入力層ニューロン3、6、9には入力せずにニューロ演算を実行し、小領域2、5、8、3、6、9の各特徴量は、ニューロン1、4、7には入力せずにニューロ演算を実行すると、効果的なことが、

40

実験により分かった。

【0086】次に、モード別判定部114を、最小値判定及び閾値判定モード114bに切り替え、さらに同じ所定の正常紙幣を、順次入力して、ニューラルネットワーク112の各ニューロンの追加、削除等の更新処理を行う。その後、基準パターン学習、更新、設定部118を学習モードに切り替えて、再度学習を行い、基準パターンおよび閾値の更新処理を行う。

【0087】最後に、入力窓パターン103cを適用し、学習に用いた所定枚数の正常な紙幣を入力したときの出力値を求め、この出力値より各ニューロンの閾値を決定し、この閾値を閾値記憶手段116cに記憶する。

【0088】次に、識別処理の説明を行う。

【0089】パターン認識手段110の第1のパターン認識処理の閾値判定モードでは、制御部119の指令のもとに、基準パターン学習、更新、設定部118を設定モードに切り替えて、ニューラルネットワーク112の各ニューロンに対し、基準パターン記憶手段116dから基準パターンである結合係数をそれぞれ読出し、設定する。また、閾値記憶手段116cから閾値を読出し、閾値参照メモリ113に設定する。その後、モード別判

50

定部114を、閾値判定モード114cに切り替えた後、未知の入力紙幣を、順次、センサで走査して読み込み、センサデータ前処理補正部101により処理された特徴量を、データバッファ102に格納し、入力窓パターン103cにより、フィルタリング処理し、ニューラルネットワーク112に入力して、各ニューロンの結合係数との距離を求め、これを、閾値判定モード114cで、閾値参照メモリ113に格納されている閾値と比較し、閾値より低い距離のニューロンが発火することにより、未知の入力紙幣の金種、方向を判定、識別する。

【0090】パターン認識手段110の第2のパターン認識処理の最小値判定及び閾値判定モードでは、制御部119の指令のもとに、基準パターン学習、更新、設定部118を設定モードに切り替えて、ニューラルネットワーク112の各ニューロンに対し、基準パターン記憶手段116dから基準パターンである結合係数をそれぞれ読出し、設定する。また、閾値記憶手段116bから閾値を読出し、閾値参照メモリ113に設定する。その後、モード別判定部114を、閾値判定モード114bに切り替えた後、未知の入力紙幣を、順次、センサで走査し、センサデータ前処理補正部101により処理された特徴量を、データバッファ102に格納し、入力窓パターン103bにより、フィルタリング処理し、ニューラルネットワーク112に入力して、各ニューロンの結合係数との距離を求め、これを、閾値参照メモリ113と比較し、閾値より低い距離であり、かつ、距離が最小となるニューロンが発火することにより、未知の入力紙幣の金種、方向を判定、識別する。

【0091】パターン認識手段110の第3のパターン認識処理の最小値判定モードでは、制御部119の指令のもとに、基準パターン学習、更新、設定部118を設定モードに切り替えて、ニューラルネットワーク112の各ニューロンに対し、基準パターン記憶手段116dから基準パターンである結合係数をそれぞれ読出し、設定する。その後、モード別判定部114を、閾値判定モード114aに切り替えた後、未知の入力紙幣を、順次、センサで走査し、センサデータ前処理補正部101により処理された特徴量を、データバッファ102に格納し、入力窓パターン103aにより、フィルタリング処理し、ニューラルネットワーク112に入力して、各ニューロンの結合係数との距離を求め、これを、最小値判定モード114aにおいて、距離が最小となるニューロンが発火することにより、未知の入力紙幣の金種、方向を判定、識別する。図26では、上述した第1のパターン認識と第2のパターン認識と第3のパターン認識とがカスケードに行われている様子を示している。実際の紙幣識別の際には、第1のパターン認識処理の演算結果と、第2のパターン認識処理の演算結果と、第3のパターン認識処理の演算結果とを、判定結果統合手段120により比較し、それぞれのパターン認識手段110の演

算結果が、全て同一の場合や、多数決で同一の結果が得られた場合に、この同一演算結果を、紙幣識別装置100の最終結果として、外部に出力する。

【0092】かかる紙幣識別装置100の動作を、図27によりデータ処理の流れに沿って説明すると、各基準パターンの学習、更新処理は、パターン認識手段110において、全て終了しているものとして、パターン認識処理を用い、次のように行う。第1の実施例では、先ず、パターン認識手段110の第1のパターン認識処理に基づき、図27(A)、(B)、(C)を実施する。図27(A)では、入力窓パターン103cを用いて領域1に対するフィルタリング処理を行うとともに、閾値判定モード114cを選択することによって、領域1に対応する閾値が閾値記憶手段116cから閾値参照メモリ113に格納される。そして、領域1の特徴量がニューラルネットワーク112に入力される。この特徴量入力と各ニューロンの結合係数との距離を求め、閾値参照メモリ113に格納されている閾値と比較し、閾値より低い距離のニューロンが発火することにより、未知の入力紙幣の金種、方向を判定、識別する。このとき、一つの領域のみでは、必ずしも1つのニューロンが発火するとは限らず、また、1つのニューロンが発火したとしても、一部の特徴量での結果であり、金種、方向を確定するには不十分である。よって、ここで発火した1つあるいは複数のニューロンは、最終的に決定される金種、方向の候補として残し、他の発火しなかったニューロンについては、閾値参照メモリ値を0とし、演算結果が結果に反映されないようにする。

【0093】次に、図27(B)では、入力窓パターン103cにおいて、窓を移動することで、別の領域である領域2に対するフィルタリング処理を行うとともに、領域2に対応する閾値が閾値記憶手段116cから閾値参照メモリ113に格納される。ここで、領域1に対する判定で発火しなかったニューロンに対応する閾値参照メモリ値は更新せず、0のままにしておく。このとき、領域1の特徴量がニューラルネットワーク112に入力され、この入力と各ニューロンの結合係数との距離を求め、これを、閾値参照メモリ113に格納されている閾値と比較し、閾値より低い距離のニューロンが発火することにより、未知の入力紙幣の金種、方向を判定、識別する。

【0094】領域1の場合と同様に、ここで発火した1つあるいは複数のニューロンを最終的に決定される金種、方向の候補として残し、他の発火しなかったニューロンについては、閾値参照メモリを0とし、演算結果が反映されないようにする。さらに、入力窓パターン103cにおいて、順次窓を移動しつつ判定を行い、金種、方向の候補を絞っていき、最終的に図27(C)に示すように、領域Pまで窓を移動したときの判定結果を第1の実施例の判定結果として判定統合部120に記憶す

る。

【0095】次に、第2の実施例、図28(F)を実施する。図28(F)では、入力窓パターン103bを用いて、紙幣全体に対するフィルタリング処理を行う、すなわち、紙幣の全特徴量が入力され、閾値判定モード114bで、全領域に対応する閾値が閾値記憶手段116bより閾値参照メモリ113に格納される。このとき、紙幣全体の特徴量がニューラルネットワーク112に入力されるが、図27の(C)で閾値参照メモリに0が入っているものについては更新をしない様にする。そして、この入力と各ニューロンの結合係数との距離を求め、閾値参照メモリ113に格納されている閾値と比較し、閾値より低い距離のニューロンが発火することにより、未知の入力紙幣の金種、方向を判定、識別する。そして、この判定結果と判定統合部120に記憶されている値とが一致する場合、判定統合部120は記憶している値を保持し、一致しない場合、判定統合部120は判定結果をリジェクトとして出力する。

【0096】この第2の実施例の変形例として、図27(G)を実施することもできる。すなわち、図27の(C)にて絞られたニューロンを解放し、閾値参照メモリに0が入っているのをそのまま継承せず全てを候補として使用可能にする。入力窓パターン103bを用いて、紙幣全体に対するフィルタリング処理を行う、すなわち、紙幣の全特徴量が入力され、閾値判定モード114bで、全領域に対応する閾値が閾値記憶手段116bより閾値参照メモリ113に格納される。このとき、紙幣全体の特徴量がニューラルネットワーク112に入力され、この入力と各ニューロンの結合係数との距離を求め、閾値参照メモリ113に格納されている閾値と比較し、閾値より低い距離のニューロンが発火することにより、未知の入力紙幣の金種、方向を判定、識別する。そして、この判定結果と判定統合部120に記憶されている値とが一致する場合、判定統合部120は記憶している値を保持し、一致しない場合、判定統合部120は判定結果をリジェクトとして出力する。

【0097】さらに、判定統合部120に記憶されている値が示す金種と結合係数が類似する異金種がある場合、これらの金種を対象とした第3の実施例、図28を実施する。図28では、入力窓パターン103aは、実施対象である金種が正確に識別される特徴が抽出されるように、入力をフィルタリング処理する為に設けられている。そして最小値判定モード114aを採用し、実施対象である金種に対応したニューロンに対する閾値参照メモリには1が格納され、その他の閾値参照メモリには0が格納される。このとき、入力窓パターン103aでフィルタリング処理された特徴量がニューラルネットワーク112に入力され、この入力と実施対象である金種に対応した各ニューロンの結合係数との距離を求め、各距離の中で最小となるニューロンが発火することによ

り、実施対象金種を唯一の金種に判定、識別する。そして、この判定結果が判定統合部120に記憶されている値と一致する場合、正式な判定結果として出力し、一致しない場合、判定統合部120は判定結果をリジェクトとして出力する。

【0098】続いて、ニューラルネットワーク112の各ニューロンに対し、図28(E)に示すような類似パターンニューロンテーブルを予め作成しておき、上述の第1の実施例の結果残った、複数の候補の金種、方向のニューロン、及び、類似パターンニューロンテーブルに登録されているニューロンを、閾値参照メモリ113に閾値を設定することにより活性状態にし、これらのニューロンに対し、第2の実施例を実行する。こうすることで、損傷等により変形、変質してしまった正常な紙幣が、第1の実施例によって、変形、変質した部分が属する領域において候補外として判定された場合も、第2の実施例において識別の対象となり、入力された紙幣を正當な金種、方向として判定できるようになる。このように、一部特異な偽造/変造処理された紙幣を、正確にパターン認識し、識別、排除できる。また、損傷が進行した正常な紙幣のパターン認識の識別率を向上させ、正確に損傷紙幣とパターン認識し、識別、排除できる。

【0099】

【発明の効果】以上のように、本発明によれば、先ず画像等のセンサデータの領域部分を入力してパターン認識し、次に、全体を一括入力してパターン認識するといったことによる多段階のパターン認識、及び判定に使用するニューロンを限定して判定処理することにより、一部分が特異な偽造/変造紙幣であっても正確にパターン認識し、異常な紙幣として排除することができる。また、損傷が進行した正常な紙幣のパターン認識の識別率を向上させるとともに、正確に損傷紙幣をパターン認識し、排除することも可能である。

【0100】さらに、ニューラルネットワークによる多段階に亘る領域の画像データを入力した場合の判定結果をフィードバックし徐々に候補となるニューロンの数を減らして行くステップを有する判定処理を行うことにより、また、最初に仮決定した金種候補に対して間違いが発生し易い類似の候補を追加したニューロンに、全領域の画像データを入力することによって判定結果を得るようにして紙幣類の識別力を向上することができる。

【図面の簡単な説明】

【図1】本発明に用いる競合型ニューラルネットワークの基本構造を示す図である。

【図2】本発明の構成例を示すブロック図である。

【図3】本発明の全体的な動作例を示すフローチャートである。

【図4】データ前処理の動作例を示すフローチャートである。

【図5】紙幣のデータ採取の様子を示す図である。

【図6】モザイク化処理（時系列データ）を説明するための図である。

【図7】モザイク化処理（画像）を説明するための図である。

【図8】正規化処理を説明するための図である。

【図9】閾値作成の処理例を示すフローチャートである。

【図10】閾値の設定を説明するための図である。

【図11】閾値の調整を説明するための図である。

【図12】ニューロン削除の処理例を示すフローチャートである。

【図13】学習データの評価の処理例を示すフローチャートである。

【図14】ニューロン追加のチェック処理例を示すフローチャートである。

【図15】競合型ニューラルネットワークの信頼性評価を説明するための図である。

【図16】誤認識データに対するニューロンの追加を説明するための図である。

【図17】既定信頼性を満たさない場合のニューロンの追加を説明するための図である。

【図18】閾値拡張の処理例を示すフローチャートである。

【図19】閾値の拡張設定を説明するための図である。

【図20】LVQ法を説明するための図である。*

*【図21】一部特異な紙幣の識別処理例を示す図である。

【図22】損傷紙幣の類似紙幣への誤識別の処理例を示す図である。

【図23】入力データ補正処理例を示す図である。

【図24】ニューロン分割例を示す図である。

【図25】紙幣識別装置の全体のブロック図の1例である。

【図26】識別装置のデータ処理の1例を示す図である。

【図27】識別装置の処理の1例を示す図である。

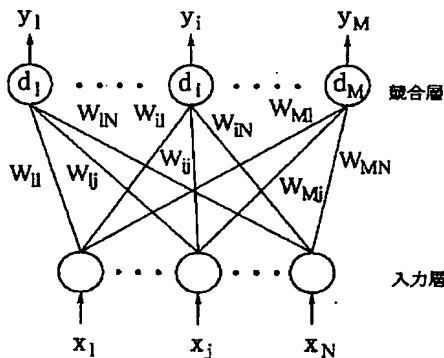
【図28】連想ニューロンテーブルの処理の1例を示す図である。

【図29】入力層ニューロンと、分割した小領域の特徴量の関係を示す1例である。

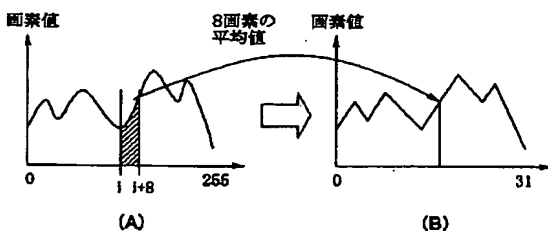
【符号の説明】

- | | |
|-------|-------------|
| 1、114 | 判定部 |
| 2、3 | センサ |
| 4 | 紙幣 |
| 102 | 入力データ前処理補正部 |
| 110 | パターン認識手段 |
| 112 | ニューラルネットワーク |
| 116 | 基準パターン記憶手段 |
| 118 | 学習、更新、設定部 |
| 120 | 判定結果統合部 |

【図1】

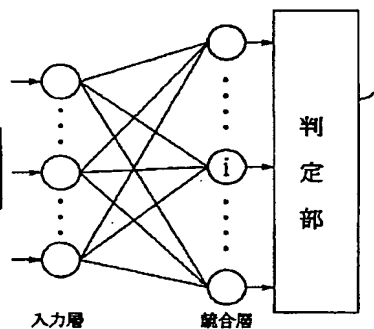


【図6】

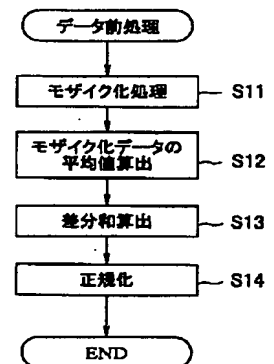


(B)

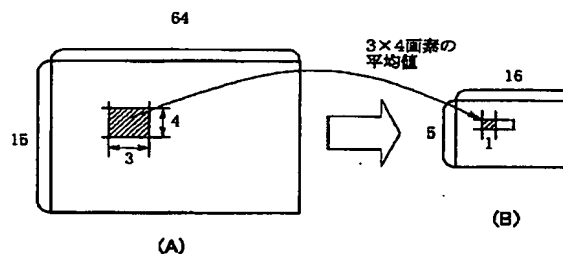
【図2】



【図4】

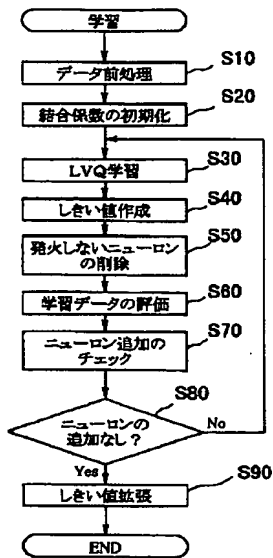


【図7】

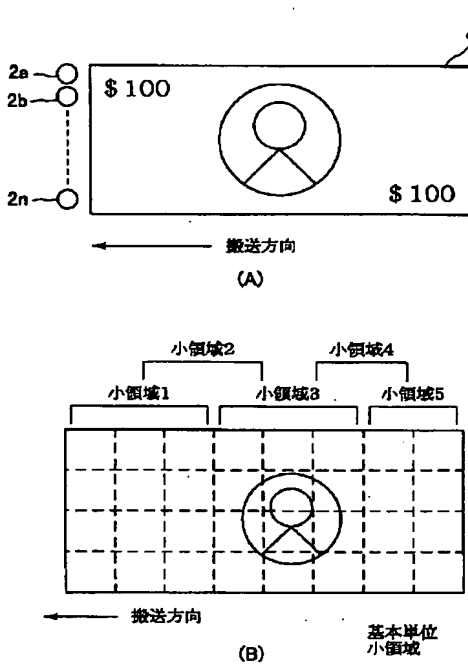


(B)

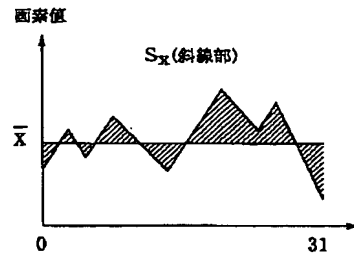
【図3】



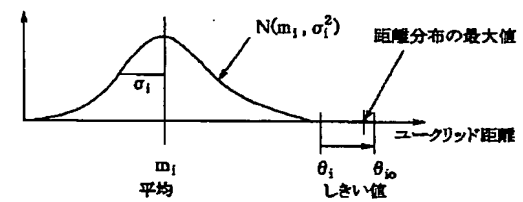
【図5】



【図8】

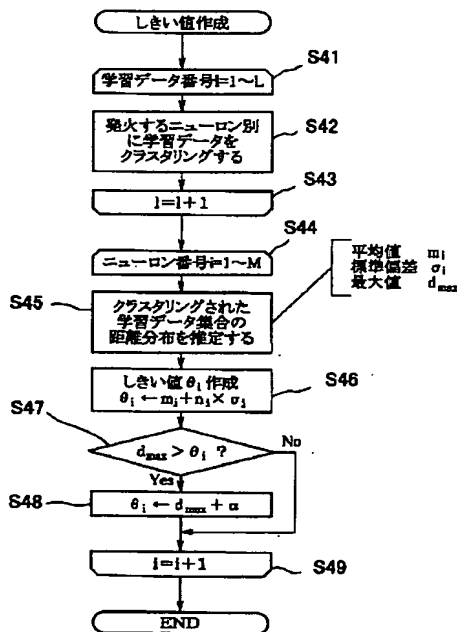


【図11】

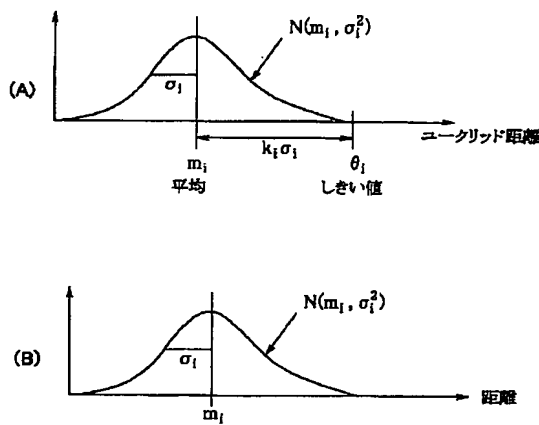


【図13】

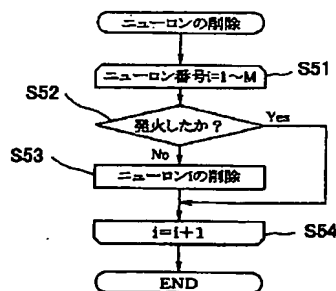
【図9】



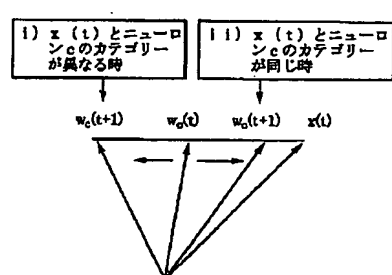
【図10】



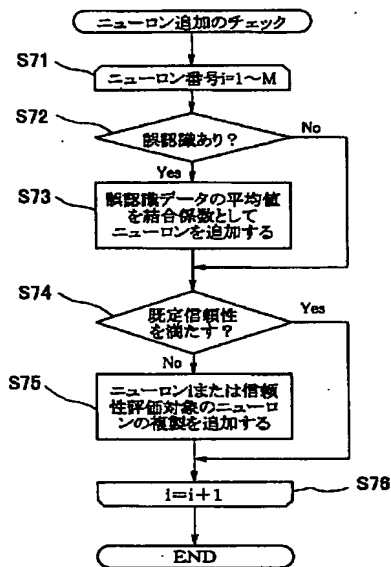
【図12】



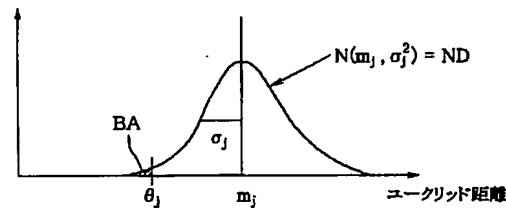
【図20】



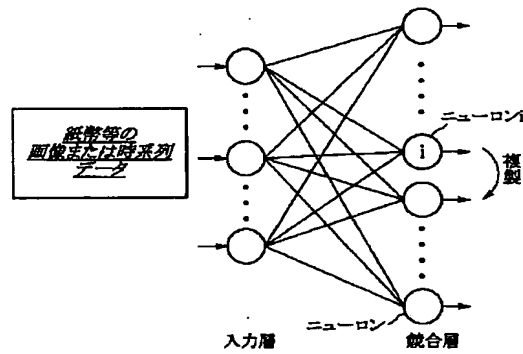
【図14】



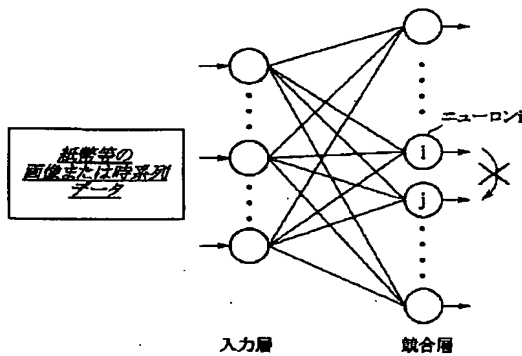
【図15】



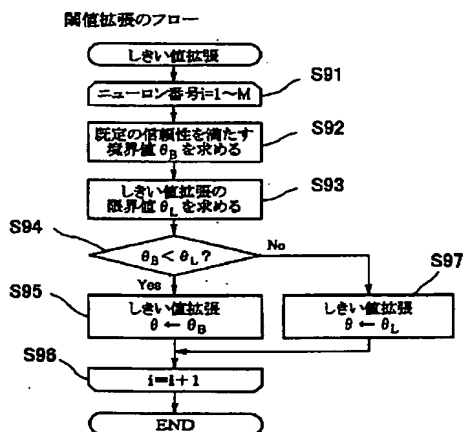
【図17】



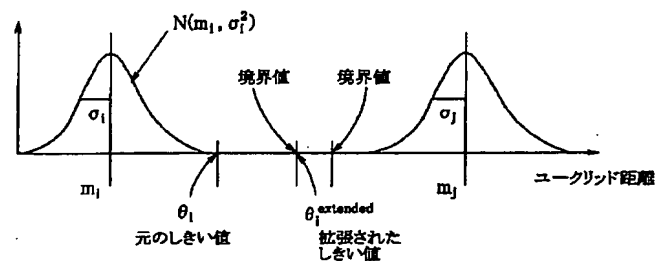
【図16】



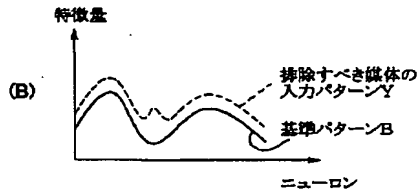
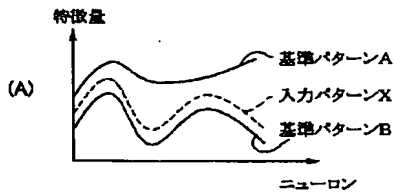
【図18】



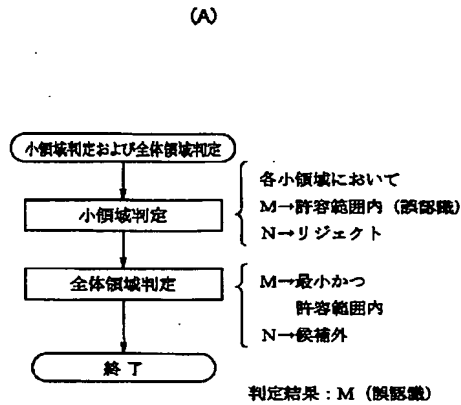
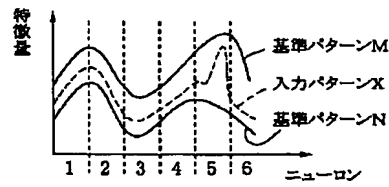
【図19】



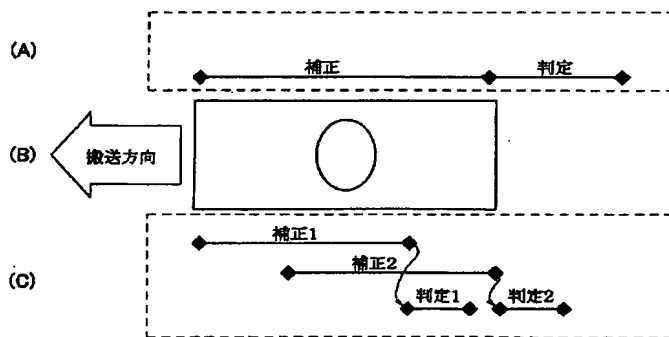
【図21】



【図22】

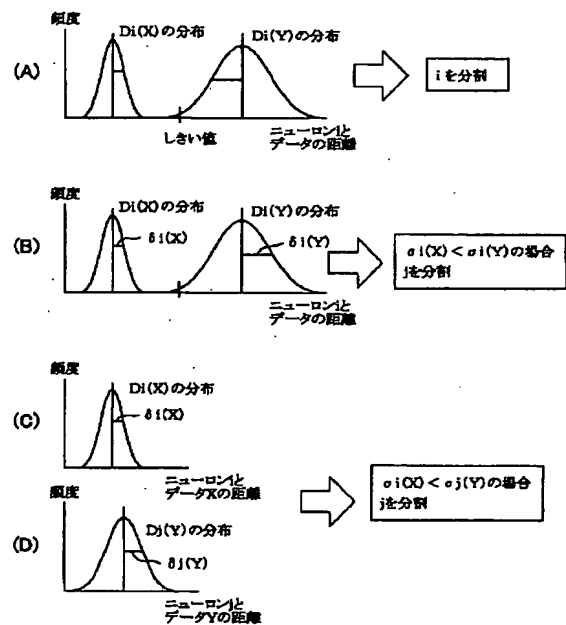


【図23】

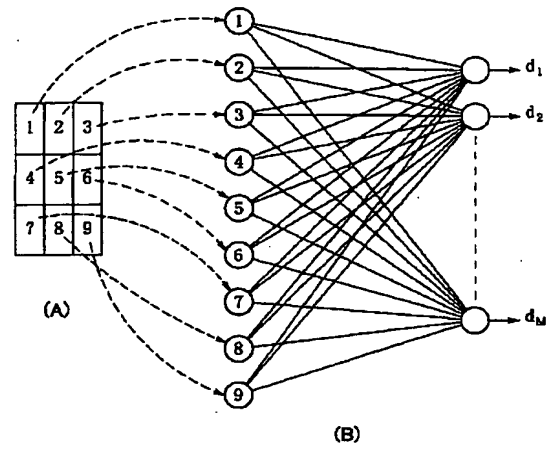


紙幣の搬送位置と補正判定処理とのタイミングを示す図である。

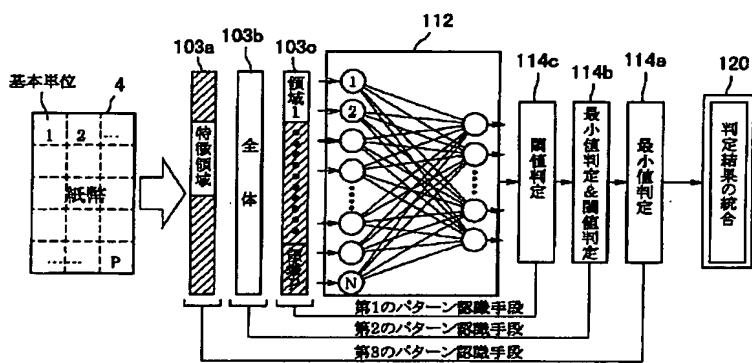
【図24】



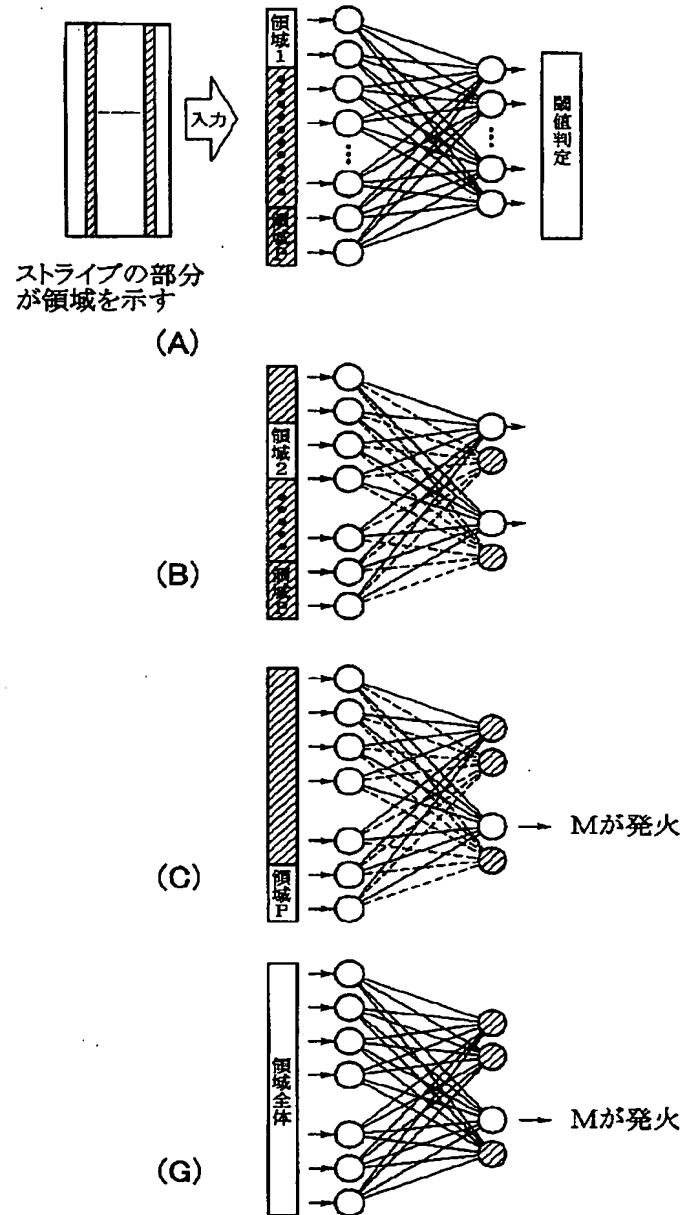
【圖 29】



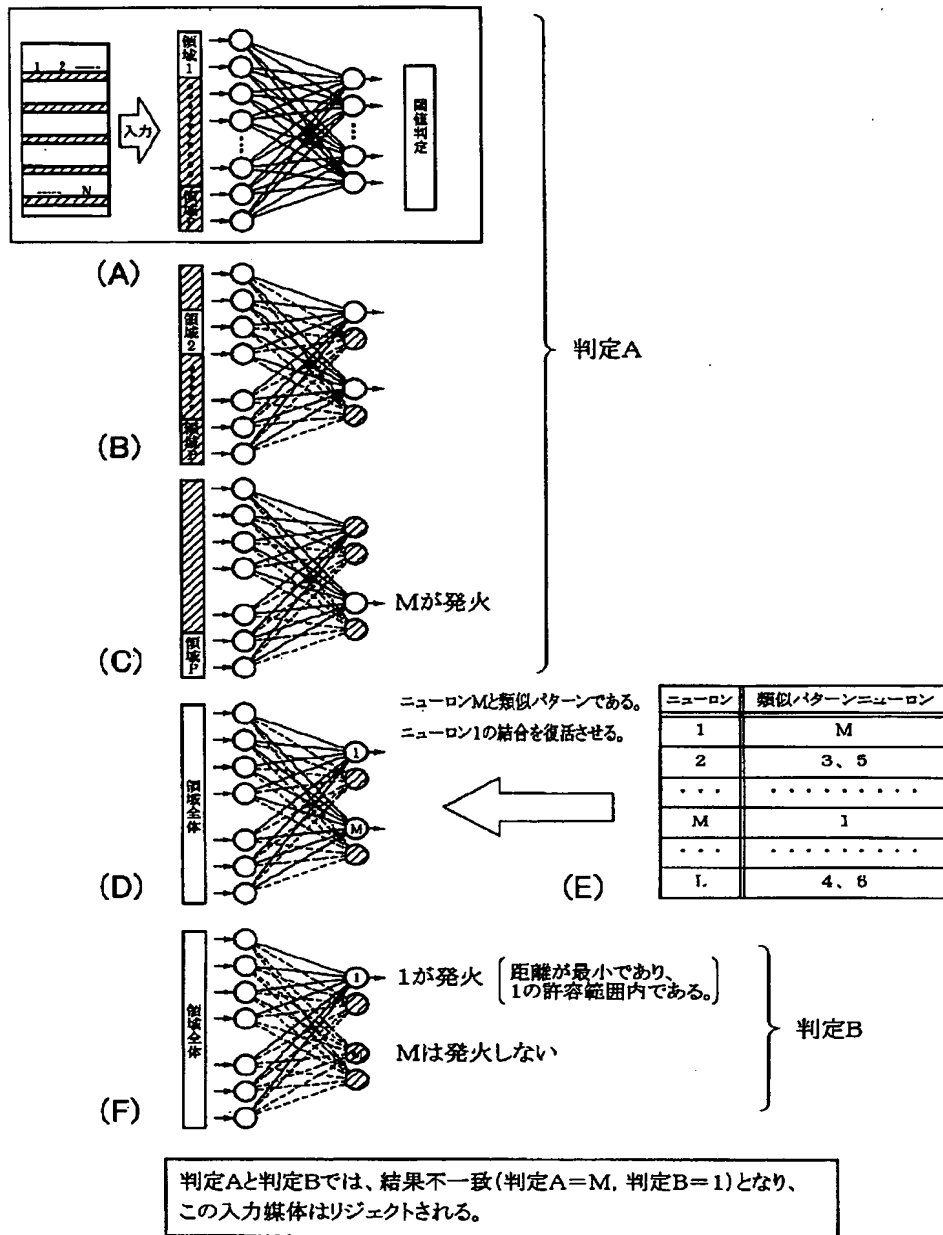
【圖 26】



【図27】



【図28】



フロントページの続き

(72)発明者 漁 邦広
 兵庫県姫路市下手野一丁目3番1号 グロ
 ーリー工業株式会社内

F ターム(参考) 3E041 AA02 AA03 AA04 AA05 BA11
 BB02 BB03 BC03 CA01 CA08
 CA09 CB03 CB04
 5L096 AA06 BA03 BA18 FA37 FA41
 GA51 HA08 HA11 JA11 LA05